

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
ESCOLA DE ENGENHARIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA

JULIANA BRUM DE MELO

PROJETO DE DIPLOMAÇÃO

**ESTUDO TÉCNICO SOBRE A IMPLEMENTAÇÃO DE UM
SISTEMA DE CONTROLE NO PROCESSO DE
TRATAMENTO TÉRMICO DE VERGALHÕES**

Porto Alegre

2010

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
ESCOLA DE ENGENHARIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA

**ESTUDO TÉCNICO SOBRE A IMPLEMENTAÇÃO DE UM
SISTEMA DE CONTROLE NO PROCESSO DE
TRATAMENTO TÉRMICO DE VERGALHÕES**

Projeto de Diplomação apresentado ao
Departamento de Engenharia Elétrica da
Universidade Federal do Rio Grande do Sul,
como parte dos requisitos para Graduação em
Engenharia Elétrica.

ORIENTADOR: Prof. Dr. Marcelo Götz

Porto Alegre

2010

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
ESCOLA DE ENGENHARIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA

JULIANA BRUM DE MELO

ESTUDO TÉCNICO SOBRE A IMPLEMENTAÇÃO DE UM SISTEMA DE CONTROLE NO PROCESSO DE TRATAMENTO TÉRMICO DE VERGALHÕES

Este projeto foi julgado adequado para fazer jus aos créditos da Disciplina de “Projeto de Diplomação”, do Departamento de Engenharia Elétrica e aprovado em sua forma final pelo Orientador e pela Banca Examinadora.

Orientador: _____

Prof. Dr. Marcelo Götz
Doutor pela Universität Paderborn – Paderborn, Alemanha

Banca Examinadora:

Prof. Msc. Alberto Bastos do Canto Filho, UFRGS
Msc. pela Universidade Federal do Rio Grande do Sul – Porto Alegre, Brasil

Eng. Nelson Yang, Gerdau Aços Longos S.A.
Engenheiro Eletricista pela Universidade Federal do Rio Grande do Sul – Porto Alegre, Brasil

Prof. Dr. Roberto Petry Homrich, UFRGS
Doutor pela Universidade Estadual de Campinas – Campinas, Brasil

Porto Alegre, dezembro de 2010.

*Aos meus pais, Aldorino e Josina,
pelo apoio incondicional;*

*Aos meus tios, Marco Antônio e Neuza,
pelo amparo e compreensão.*

AGRADECIMENTOS:

*Aos meus pais, Aldorino e Josina,
por todo amor, carinho e apoio;*

*Agradeço à empresa Gerdau Aços longos,
por me proporcionar a oportunidade de
aprimorar conhecimentos e desenvolver meu
trabalho de conclusão de curso;*

*Ao Engenheiro Nelson Yang,
pela orientação, paciência e colaboração no
desenvolvimento do trabalho,
ao longo desse ano;*

*Em geral, aos colaboradores da área
de Laminação 2,
pelo auxílio e disponibilidade.*

RESUMO

Neste trabalho estuda-se a implementação de um sistema de controle confiável, que garanta que o produto final atenda as especificações necessárias. Para atingir este objetivo é realizado um estudo sobre tratamentos térmicos, neste estudo tem-se a definição do tratamento utilizado na Gerdau, também estuda-se o sistema de controle existente. Em um capítulo discute-se os sistemas de Rede Neural, pois tem-se a intenção de implementar um sistema de Rede Neural para monitorar o sistema de controle, sendo assim demonstrada a importância de um sistema de controle eficaz. Estes estudos justificam o alto investimento realizado em instrumentação, isso se faz necessário, pois a rede neural depende de sinais medidos corretamente. Em um dos capítulos finais apresenta-se a instrumentação aplicada ao projeto.

Palavras-chave: Tratamento térmico, Vergalhões GG50, Sistema de controle, Rede neural.

ABSTRACT

In this paper we study the implementation of a reliable control system which ensures that the final product meets the required specifications. To achieve this goal is a study of heat treatments, this study is the definition of treatment used at Gerdau also studies the existing control system. In one chapter discusses the neural network systems, as has the intention to implement a system to monitor the neural network control system, thus demonstrating the importance of an effective control system. These studies justify the high investment in instrumentation, it is necessary, because the neural network depends on signals measured correctly. In a final chapter presents the instrumentation applied to the project.

Keywords: Heat treatments, Control system, Neural network.

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO.....	12
1.1 OBJETIVOS GERAIS.....	13
1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS	13
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	15
2.1 CONTEXTUALIZAÇÃO HISTÓRICA.....	15
2.2 TECNOLOGIAS E PROCESSOS PARA OBTENÇÃO DAS PROPRIEDADES MECÂNICAS	16
2.3 TRATAMENTO TÉRMICO.....	16
2.3.1 Transformações na Estrutura do Grão	18
2.3.2 Têmpera & Revenido	19
2.4 DESCRIÇÃO DO PROCESSO	21
2.5 SISTEMAS DE REDE NEURAL	22
2.5.1 Características Gerais das Redes Neurais	25
2.5.1.1 Não-linearidade	26
2.5.1.2 Mapeamento de Entrada/Saída.....	26
2.5.1.3 Adaptabilidade	27
2.5.1.4 Resposta a Evidências	28
2.5.1.5 Informação Contextual	28
2.5.1.6 Tolerância a Falhas.....	29
2.5.1.7 Implementação em <i>Very Large Scale Integration</i> (VLSI)	29
2.5.1.8 Uniformidade de Análise e Projeto	30
2.5.2 Modelos de um Neurônio	30
2.5.3 Tipos de Função de ativação	34
2.5.3.1 Função <i>Heaviside</i> (degrau)	34
2.5.3.2 Função Linear por Partes	35
2.5.3.3 Função Sigmóide.....	36
2.5.4 Modelo Estocástico de um Neurônio	37
2.5.5 Realimentação	37
2.5.6 Arquiteturas de Redes Neurais	38
2.5.6.1 Modelos	39
2.5.7 Representação do Conhecimento.....	42
2.5.8 Informações Prévias no Projeto de uma Rede Neural	46
2.5.9 Invariâncias no Projeto de uma Rede Neural	48
2.5.9.1 Processos de Aprendizagem	49
2.5.9.2 Aprendizagem por Correção de Erro.....	50
2.5.9.3 Aprendizagem Baseada em Memória.....	52

2.5.9.4 Aprendizagem Hebbiana	53
2.5.9.5 Aprendizagem Competitiva	55
2.5.9.6 Aprendizagem de Boltzmann	57
2.5.9.7 Aprendizagem com um Professor	58
2.5.9.8 Aprendizagem sem um Professor	59
2.5.9.9 Principais Tarefas da Aprendizagem	61
3 SISTEMA TRATAMENTO TÉRMICO THERMEX	62
3.1 ESTRUTURA DO SISTEMA DE RESFRIAMENTO THERMEX	62
3.1.1 Sistema existente e operação	62
4 SISTEMA DE CONTROLE	69
4.1 DESCRIÇÃO DO SISTEMA	70
4.1.1 Malha de Temperatura	72
4.1.2 Malha de Vazão	74
4.2 ATUAÇÃO DO SISTEMA	75
4.2.1 Receitas	76
4.2.1.1 Equipamentos	76
4.2.1.2 Processo	78
4.2.1.3 Tempos	78
4.2.1.4 PID	80
4.2.1.5 Alarmes	81
4.3 MODO DE OPERAÇÃO DO SISTEMA	82
4.3.1 Manual	82
4.3.2 Automático	83
4.3.2.1 Automático – Malha de Temperatura	85
4.3.2.2 Automático – Malha de vazão	85
4.3.2.3 Automático – Rede Neural	86
5 REDE NEURAL APLICADA AO PROJETO	88
5.1 PARÂMETROS DO PROCESSO DETERMINANTES PARA ESCOLHA DA REDE NEURAL APLICADA AO PROJETO	88
5.1.1 Tipo de Aço Enfornado	89
5.1.2 Temperatura na Trio	89
5.1.3 Torque das Gaiolas	89
5.1.4 Temperatura na gaiola A4	90
5.1.5 Velocidade da Barra	90
5.1.6 Temperatura na entrada do Thermex	90
5.1.7 Vazão de Água	90
5.1.8 Pressão da Água	91
5.1.9 Temperatura na Saída do Thermex	91
5.1.10 Temperatura no Leito de Resfriamento	91
5.1.11 Temperatura Ambiente e Umidade Relativa do Ar	92
5.2 DEFINIÇÕES DO SISTEMA DE REDE NEURAL	92
5.2.1 Definição da Função de Ativação	93
5.2.2 Definição da Estrutura	93
5.2.3 Definição da Arquitetura da Rede Neural	93
5.2.4 Definição do Processo de Aprendizagem	94
6 INSTRUMENTAÇÃO	96
6.1 DEFINIÇÕES SOBRE A INSTRUMENTAÇÃO UTILIZADA NO PROJETO	96

6.2 PIRÔMETROS DE RADIAÇÃO.....	96
6.2.1 Estrutura Funcional.....	99
6.2.2 Considerações Finais sobre a Aplicação de Pirômetros na Indústria	101
6.3 MEDIDOR DE VAZÃO ELETROMAGNÉTICO	101
6.4 PRESSOSTATOS	103
6.5 TRANSMISSORES DE PRESSÃO.....	104
6.6 SENSORES DE POSIÇÃO DOS CARROS.....	107
6.7 TRANSMISSORES DE TEMPERATURA	107
6.7.1 Construção Física do Sensor	108
6.7.2 Características da Termoresistência de Platina	109
7 PARTICIPAÇÃO NO PROJETO.....	112
8 CONCLUSÃO.....	115
REFERÊNCIAS.....	117

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 – PERFIL DE BARRA TRATADA TERMICAMENTE.....	21
FIGURA 2 – MODELO DE NEURÔNIO E SEUS PESOS SINÁPTICOS.....	31
FIGURA 3 – SAÍDA LINEAR DO COMBINADOR	33
FIGURA 4 – FUNÇÃO DE <i>HEAVISIDE</i>	34
FIGURA 5 – FUNÇÃO LINEAR POR PARTES.....	35
FIGURA 6 – FUNÇÃO SIGMOIDE.....	36
FIGURA 7 – SISTEMA REALIMENTADO DE LAÇO ÚNICO.....	38
FIGURA 8 – REDE ALIMENTADA COM UMA CAMADA	39
FIGURA 9 – REDE ALIMENTADA COM MÚLTIPLAS CAMADAS	41
FIGURA 10 – REDE RECORRENTE.....	42
FIGURA 11 – REPRESENTAÇÃO DO USO DO FLUXO COMBINADO DE UM CAMPO RECEPTIVO E DE COMPARTILHAMENTO DE PESOS	47
FIGURA 12 – APRENDIZAGEM POR CORREÇÃO DE ERRO.....	51
FIGURA 13 – APRENDIZAGEM POR CORREÇÃO DE ERRO DE CAMPO.....	51
FIGURA 14 – CONEXÕES DE REALIMENTAÇÃO DE INIBIÇÃO LATERAL	56
FIGURA 15 – APRENDIZAGEM COM UM PROFESSOR.....	58
FIGURA 16 – REPRESENTAÇÃO ESQUEMÁTICA DO CANHÃO	63
FIGURA 17 – CORTE LONGITUDINAL DA CAIXA DE ENTRADA DE ÁGUA DO SISTEMA THERMEX	64
FIGURA 18 – TUBO INTERMEDIÁRIO DO SISTEMA THERMEX	64

FIGURA 19 – CAIXA DE PRESSÃO- SISTEMA THERMEX	65
FIGURA 20 – CORTE LONGITUDINAL DA CAIXA DE AR – SISTEMA THERMEX	66
FIGURA 21 – BARRA PASSANDO PELO TRATAMENTO TÉRMICO NO SISTEMA THERMEX	68
FIGURA 22 – ESCOPO DO PROJETO DE MELHORIAS DO SISTEMA DE TRATAMENTO TÉRMICO.....	69
FIGURA 23 – VISÃO GERAL DO PROJETO.....	70
FIGURA 24 – LAYOUT DO NOVO SISTEMA DE TRATAMENTO TÉRMICO.....	71
FIGURA 25 – DIAGRAMA DE FLUXO DE SINAIS DO SISTEMA DE CONTROLE PROPOSTO	72
FIGURA 26 – SISTEMA DE CONTROLE COMPOSTO POR DUAS MALHAS	82
FIGURA 27 – FLUXOGRAMA DE FUNCIONAMENTO BÁSICO DO SISTEMA DE CONTROLE	84
FIGURA 28 – FLUXO DOS SINAIS DO PROCESSO DENTRO DO SISTEMA DE REDE NEURAL	94
FIGURA 29 – DISTRIBUIÇÃO ESPECIAL DA RADIAÇÃO DE CORPO NEGRO A DIFERENTES TEMPERATURAS CALCULADAS PELA LEI DE PLANK	97
FIGURA 30 – ESQUEMA DE FUNCIONAMENTO DOS PIRÔMETROS DE BANDA ESTREITA	100
FIGURA 31 – MEDIDOR DE VAZÃO INSTALADO NA TUBULAÇÃO	102
FIGURA 32 – TRANSMISSOR DE PRESSÃO SMAR.....	105
FIGURA 33 – FUNCIONAMENTO DO CIRCUITO DE LEITURA DO SINAL DO TRANSMISSOR DE PRESSÃO	106

1 INTRODUÇÃO

Atualmente, no modelo de mercado no qual a indústria siderúrgica encontra-se inserida, verifica-se uma busca contínua para atender as demandas de qualidade, consumo e as necessidades dos clientes. Nas grandes usinas siderúrgicas do Brasil e do mundo esta busca em satisfazer estas exigências de mercado motiva diversos estudos e pesquisas, que buscam uma melhoria de processo e novas tecnologias, para garantir a qualidade do produto e um desempenho adequado dos sistemas.

Dentro deste contexto, existem diversos projetos sendo desenvolvidos e aplicados, ligados a melhorias e otimização de equipamentos e processos siderúrgicos, envolvendo bons investimentos em tecnologia, material e recursos humanos, apresentando um bom desempenho, compatível ao crescimento do setor.

As grandes usinas siderúrgicas da atualidade possuem uma vasta linha de produtos e subprodutos, que são gerados em diversas fases do processo, onde muitas vezes o subproduto de uma fase serve de insumo para outra fase, sendo que estas fases são distintas e tem sua importância dentro da produção de uma forma geral.

O presente trabalho desenvolvido tem como objetivo principal garantir a qualidade e a confiabilidade de um produto, o vergalhão, que é tido como carro chefe dentro da empresa, pois dentro da área de construção civil este produto é largamente utilizado para construções em geral.

O vergalhão é produzido no processo de laminação a quente, onde se tem o aço na forma de semiacabado, denominado tarugo, que é uma barra de seção quadrada (menor que 160 mm²) e comprimento definido de acordo com o lingotamento do material. No decorrer da laminação que é o processo de conformação mecânica, que reduz a seção da matéria prima, no caso o tarugo, através da passagem por dois cilindros que giram em sentidos opostos, o

material adquire a forma de barra redonda, sendo que é denominado vergalhão a barra redonda com nervuras ao longo do seu comprimento.

Assim sendo, dentro do trabalho existe um estudo teórico sobre os fenômenos ocorridos durante o processo de tratamento térmico de barras laminadas a quente, que serve como base para nos mostrar a importância de existir um sistema de controle eficaz. Este controle irá assegurar que o material produzido tenha passado por este tratamento térmico, nas condições adequadas, para atender as características finais do produto de forma compatível com as normas especificadas.

Assim sendo, esse sistema de controle deve monitorar o processo de produção do vergalhão, e através da instrumentação instalada, obter medidas das variáveis relevantes para o processo de tratamento térmico, pois este apresenta uma série de vantagens na área econômica e também nas características do produto final.

1.1 OBJETIVOS GERAIS

O objetivo geral deste trabalho é minimizar, se possível eliminar totalmente, as falhas no processo de tratamento térmico das barras laminadas a quente, reduzindo-se assim as perdas de material e mantendo uma boa imagem da empresa. A falha na ocorrência do tratamento térmico implica em inutilizar o produto final, tendo em vista que esta é um das principais etapas no processo de produção de vergalhões, pois atualmente na Gerdau é utilizado o tratamento térmico para conferir ao material as propriedades mecânicas necessárias para atender as normas de fabricação do produto final.

1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

Para atender o objetivo geral do trabalho, tem-se como objetivo específico a especificação e implementação de um sistema de controle e monitoramento do sistema.

Para tanto, precisa-se estudar o comportamento do sistema, a fim de especificar a instrumentação necessária para atender o projeto, e também para proceder com as reformas necessárias para implementação desse sistema de controle.

Após essa fase de projeto e de aquisição do material, tem-se início a fase de implantação do projeto, tendo em vista que este sistema de controle está sendo implementado, a fim de servir como base para um sistema de controle mais robusto, um sistema de controle baseado em rede neural.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Atualmente, os sistemas de controle com base em rede neural têm sido utilizados, porque este sistema responde de forma precisa, atendendo diretamente às necessidades do usuário, através do seu banco de dados configurado e ditado pelo usuário, conferindo ao sistema uma alta confiabilidade.

Aplicando ao estudo deste trabalho, primeiramente deve-se compreender a importância de um tratamento térmico com água em materiais laminados à quente, a sua evolução tecnológica e o empenho atual, para que sejam realizadas melhorias neste processo, que se mostra extremamente eficaz para a produção de barras, de acordo com as normas de trabalho necessitadas, e, assim, compreende-se a real importância de monitorar e controlar as principais variáveis do sistema.

2.1 CONTEXTUALIZAÇÃO HISTÓRICA

Ao realizamos uma pesquisa sobre aço para estruturas conclui-se que, o problema o qual motiva e motivou os estudos nesta área, desde os anos 70 até a atualidade, continua sendo basicamente o mesmo: atingir o máximo de produção com qualidade com o menor custo.

Os primeiros estudos se deram em função do aço usado na construção civil, porque demandava-se muito material, aumentando, assim, o custo geral da obra. Então, buscando atender as características de tensão de escoamento, soldabilidade e ductilidade, o comportamento do aço começou a ser estudado.

Através desses estudos, verificou-se que, aumentando a resistência do vergalhão, o material apresentava as características necessárias para atender as construções e havia uma

sensível redução da quantidade de material utilizados nas obras, reduzindo assim o custo da obra.

2.2 TECNOLOGIAS E PROCESSOS PARA OBTENÇÃO DAS PROPRIEDADES MECÂNICAS

Na fabricação de barras laminadas a quente, existem diversas formas para conferir ao material as características desejadas no produto final. Essas características variam de acordo com a estrutura do aço, ou seja, a forma geométrica do retículo cristalino do aço e, essas formas geométricas, por sua vez, variam apresentando cada uma suas características próprias, que se transferem ao aço, conforme a combinação de estruturas presentes. Através de alguns processos, consegue-se alterar, em maior ou menor escala, essas formas, resultando assim em maiores ou menores alterações das propriedades, para atender as nossas necessidades.

Dentre esses processos, existe o processo de tratamento térmico, que pode ser feito em materiais ligados e não ligados. Devemos ressaltar que, com o simples tratamento térmico, não existe uma alteração na composição química do aço. Os processos de tratamento térmico são muito utilizados devido ao baixo custo e aos eficientes resultados, pois no que está ligado a aços para estruturas, onde se deve atender como requisitos fundamentais: a ductilidade e homogeneidade; um elevado valor na relação entre limite de resistência e limite de escoamento; soldabilidade, suscetibilidade de corte por chama, sem endurecimento e uma resistência razoável à corrosão.

2.3 TRATAMENTO TÉRMICO

Por definição, é considerado que o aço passa por tratamento térmico quando sofre um conjunto de operações de aquecimento, sob determinadas condições controladas, a fim de conferir ao material características especificadas por norma ABNT (Associação Brasileira de Normas Técnicas).

Na literatura consultada, os principais processos de tratamento térmico citados são os de Recozimento, Normalização, Austêmpera, Martêmpera, Têmpera & Revenido e Coalescimento, os quais não serão abordados, pois não é o foco do presente trabalho, mas os tratamentos térmicos de interesse serão, posteriormente, de forma resumida, mencionados.

Tem-se como principais objetivos dos tratamentos térmicos: o aumento ou diminuição da dureza (dependendo assim da aplicação do produto), aumento da resistência mecânica, melhora da ductibilidade, melhora da usinabilidade, melhora da resistência ao desgaste, melhora das propriedades de corte, melhora da resistência a corrosão, melhora da resistência ao calor, remoção das tensões e modificação das propriedades elétricas e magnéticas.

Observando os objetivos acima, é possível notar que temos o poder de alterar diversas características do aço, mas também temos que ter em mente que alterando determinada característica, acabamos, conseqüentemente, alterando outra, isso ocorre nem sempre de forma positiva. Então, antes de se aplicar um tratamento térmico específico, deve-se realizar uma análise criteriosa, levando em consideração as aplicações destinadas ao produto final do material laminado.

Antes de realizar um tratamento térmico, deve-se dar margem a alguns fatores importantes. Inicialmente, consideram-se estes pontos como sendo o aquecimento, o tempo de permanência em determinada temperatura, resfriamento e a atmosfera do recinto de aquecimento.

Abordando rapidamente estes fatores, podem-se listar algumas observações importantes. No caso do aquecimento, o que se deseja mais frequentemente é alterar algumas propriedades mecânicas, através de alterações na estrutura do aço. Para isso, o aquecimento é realizado, geralmente, a uma temperatura acima da crítica.

De acordo com Fletcher (1989), devem-se considerar, principalmente, as velocidades de aquecimento e a temperatura máxima. No caso da velocidade de aquecimento,

primeiramente, tem-se em mente que o aço com tensões internas ou tensões residuais, quando sofrem um brusco aquecimento podem empenar ou apresentar fissuras, já a temperatura de aquecimento considera-se geralmente como sendo um parâmetro fixo, em torno de 50°C acima da temperatura crítica, pois com a temperatura muito acima, tem-se um aumento considerável no grão de austenita¹.

Para o tempo de permanência à temperatura de aquecimento, utiliza-se praticamente o mesmo critério abordado com relação à temperatura máxima. Evita-se expor o material a uma permanência acima do necessário, porque assim pode-se acabar modificando a estrutura do material de forma inadequada, não atingindo assim as modificações estruturais esperadas.

No caso do resfriamento, que é tido como o fator mais importante, pois é através do resfriamento que obtém-se as modificações estruturais mais significativas, deve-se mensurar a quantidade de resfriamento que o material necessita.

Primeiramente, determina-se a profundidade de resfriamento que é necessária, pois esta escolha influencia diretamente na estrutura atingida no produto final.

2.3.1 Transformações na Estrutura do Grão

Segundo Novikov (1994), antes de abordar especificamente o tratamento térmico adotado neste estudo, rapidamente explica-se a influência da estrutura do grão nas propriedades mecânicas do produto final.

¹ A austenita (ou ferro na fase γ) é uma fase sólida não magnética constituída de ferro na estrutura CFC. O ferro possui a propriedade de transformar-se da estrutura CCC (cúbico de corpo centrado, característica da ferrita- α) para a estrutura CFC (cúbico de face centrada, característica principal da austenita- γ).

O aço é constituído basicamente por austenita, ferrita, cementita e perlita. Cada constituinte apresenta suas características próprias, na austenita a estrutura do grão se apresenta na forma de grãos poligonais irregulares (na fase gama do ferro); possui uma boa resistência mecânica e uma boa tenacidade, na ferrita o grão se apresenta na forma de grãos poligonais irregulares (na fase alfa do ferro); possui baixa dureza e baixa resistência a tração, mas uma excelente resistência ao choque e elevado alongamento, na cementita a estrutura é cristalina ortômbica, muito dura e pouco dúctil, na perlita a estrutura se apresenta na forma de lâminas finas de cementita disposta alternadamente e ferrita, apresentando assim propriedades intermediárias entre a ferrita e cementita.

2.3.2 Têmpera & Revenido

O tratamento térmico nomeado “Têmpera & Revenido” é o tratamento de interesse abordado neste estudo, pois o mesmo é utilizado para conferir aos vergalhões as características mecânicas de trabalho necessárias para uma boa classificação quanto a sua qualidade.

Segundo Chiaverini (1988), a têmpera consiste no aquecimento do aço até sua temperatura de austenitização (entre 815°C e 870°C) seguido de resfriamento rápido. Os meios de resfriamento utilizados dependem da endurecibilidade dos aços, da forma e dimensões das peças submetidas à têmpera, porque o que se procura nessa operação é a obtenção da estrutura martensítica².

² Martensítica - Estrutura composta pelo aço configurado na estrutura de martensita. Esta estrutura é caracterizada pela supersaturação de carbono em ferro na fase alfa. O ferro na fase alfa não permite uma total dissolução de carbono no reticulado cúbico, mas neste caso, pela alta velocidade de resfriamento, este não consegue expulsar os átomos de carbono, e esta supersaturação causa uma distorção no reticulado cúbico centrado, conferindo assim ao material alta dureza.

São usados para este resfriamento meios líquidos ou gasosos. Para os meios líquidos, frequentemente, são usados água, água com aditivos cáusticos, óleo ou soluções aquosas de polímeros. No caso dos meios gasosos, frequentemente, são usados ar ou gases inertes.

Na têmpera direta, o material de interesse sofre um resfriamento rápido, no meio apropriado. Ao final do processo de têmpera, a estrutura desejada é a martensita, pois, no caso dos vergalhões, desejamos aumentar a dureza do aço e a sua resistência a tração, observando sempre que a dureza é desejada até certa profundidade do material.

Como resultados da têmpera, observamos redução da ductilidade, da tenacidade e o surgimento de tensões internas, que devem ser bem controladas, pois podem gerar empenamento, fissuras ou deformação do produto final.

Para se obter uma têmpera bem sucedida, devemos ter em mente vários fatores, como, por exemplo, a velocidade de laminação e a velocidade de resfriamento, que deve ser tal que evite a transformação da austenita.

No nosso caso, especificamente, desejamos uma superfície dura e um núcleo mole (alta temperatura) para que ocorra o auto-revenido, pois, após a têmpera, a superfície do material apresenta o aço na estrutura de martensita, na qual o aço apresenta-se em estado de apreciáveis tensões internas, tanto de natureza estrutural como de natureza térmica. Quando estas tensões internas ultrapassam o limite de escoamento do aço, ocorrem deformações plásticas no material e o produto final pode apresentar fissuras ou também peças empenadas. Estas tensões internas podem ser suavizadas com o reaquecimento do aço temperado, esta operação mencionada constitui o revenido.

O revenido normalmente acompanha a têmpera, pois, através deste tratamento térmico, elimina-se a maioria dos inconvenientes gerados na têmpera, além de aliviar ou remover as tensões internas, corrige a excessiva dureza e a fragilidade do material, aumentando sua ductilidade e resistência ao choque.

Geralmente efetuamos o revenido logo após a têmpera, pois um longo aguardo pode causar ruptura e perda total na peça.

No revenido efetua-se um aquecimento na peça que sofreu têmpera, este aquecimento da martensita permite a reversão da distorção do reticulado cúbico, retornando, assim, ao reticulado cúbico estável de face centrado, reajustando os átomos internamente e, assim, aliviando as tensões internas.

Dependendo da faixa de temperatura que o tratamento térmico revenido é efetuado, verificam-se determinadas transformações, então, antes de submeter determinado produto a este tratamento, deve-se, primeiramente, ter em mente quais fatores necessitam ser alterados e quais características mecânicas são desejadas ao produto final do processo.

No processo de fabricação de vergalhões, os mesmos são submetidos a uma têmpera superficial, seguida de auto-revenido, ou seja, é desejado que a camada externa possua dureza e resistência, enquanto a parte interna apresente maior ductilidade.



Figura 1 – Perfil de barra tratada termicamente

Fonte: Gerdau Riograndense (2010a)

2.4 DESCRIÇÃO DO PROCESSO

Quando laminamos vergalhões, temos o material passando pelas gaiolas de laminação com uma determinada temperatura e velocidade. Após a última gaiola de laminação, que é

tida como gaiola mestre, pois esta que dita o ritmo de laminação para o sistema, existe o sistema de tratamento térmico controlado.

Este sistema de tratamento consiste em tubos, nos quais o material passa pelo interior, estes tubos possuem água em seu interior, fazendo com que o material passe por um rápido resfriamento. Nesta passagem pelos tubos, temos a transformação da estrutura do aço da parte mais externa, em contato com a água, de austenita para martensita, mas neste processo o núcleo da barra continua com sua temperatura elevada, mantendo assim sua estrutura na forma de austenita.

No momento que é concluída a primeira parte do tratamento, quando é interrompida a passagem do vergalhão pelos tubos com água, e, assim, interrompido o contato do material com a água, ocorre o auto-revenimento do material, ou seja, a barra passa a ser aquecida novamente, da parte interna, o núcleo da barra, que concentrou calor, para a camada externa, até o momento em que o material apresenta praticamente a mesma temperatura.

A partir deste momento, o material é encaminhado ao leito de resfriamento, onde mantém o seu resfriamento ao tempo, a uma taxa constante, sendo assim a parte final do processo.

2.5 SISTEMAS DE REDE NEURAL

Sistemas de rede neural são sistemas computacionais, mais precisamente considerados de inteligência artificial, baseados no princípio de ligações através de nós, que são, por sua vez, interconectados a outros nós, obtendo assim a denominação de rede.

Como motivação inicial para os estudos relacionados a desenvolvimento de inteligência artificial e, assim, redes neurais, temos as estruturas cerebrais, particularmente os neurônios.

As primeiras informações conhecidas sobre neurocomputação surgiram em 1943, em artigos de neuroanatomia, do psiquiatra McCulloch e do matemático Pitts (McCULLOCH; PITTS, 1943), relatando que existe uma analogia entre células nervosas vivas e o processamento eletrônico, em um estudo chamado Neurônios Formais, simulando o comportamento do neurônio natural como sendo um elemento de uma entrada e saída, que era uma soma de duas entradas. O avanço destes estudos se deve, principalmente, ao desenvolvimento da informática, que permitiu ao homem encarar os computadores como sendo seres inteligentes, dando origem assim ao termo inteligência artificial.

Na evolução histórica dos estudos relacionados à rede neural, podemos citar o primeiro neurocomputador, denominado Snark, criado por Marvin Minsky. Este neurocomputador não executava funções de processamento de complexas ou interessantes, mas serviu de inspiração para estudos posteriores .

No livro “*Design for a Brain: The Origin of Adaptive Behavior*”, de Ashby, publicado em 1952, trata do conhecimento básico de que o comportamento adaptativo não nasce com os indivíduos, mas, sim, é desenvolvido e que, através do desenvolvimento de uma aprendizagem, que o individuo ou sistema sofre uma modificação, alterando seu comportamento para melhor.

Com o passar dos anos e estudos acerca das redes artificiais, foram desenvolvidas correlações com as redes cerebrais, desde o fato que os átomos de uma rede artificial possuem *spins* orientados no mesmo sentido, igualmente ao comportamento dos neurônios, que podem ser ativados ou desativados. Também surgiram duas correntes a respeito de inteligência artificial, a simbólica e o connexionista. A Inteligência Artificial Simbólica tenta simular o comportamento inteligente humano desconsiderando os mecanismos responsáveis por tal. Já a Inteligência Artificial Conexionista acredita que, ao construirmos um sistema que simule a

estrutura do cérebro, este sistema apresentará inteligência, sendo capaz assim de aprender, assimilar, evoluir, a partir de erros e acertos.

O cérebro humano tem uma grande estrutura e a habilidade de suas próprias regras através do que costumamos chamar de experiência. Na verdade, a experiência vai sendo acumulada com o tempo, sendo que a parte considerada mais dramática no desenvolvimento do cérebro, porque é através de ligações físicas, acontece durante os dois primeiros anos de vida, mas o desenvolvimento continua muito além desse estágio.

Um neurônio em desenvolvimento é sinônimo de um cérebro plástico. Esta plasticidade permite que o sistema nervoso em desenvolvimento se adapte ao seu meio ambiente. Assim, como a plasticidade é considerada essencial para o funcionamento dos neurônios como unidades de processamento de informação no cérebro humano, a mesma também é essencial com relação às redes neurais construídas com neurônios artificiais.

Simon Haykin (2001) define uma rede neural como uma máquina que é projetada para modelar a maneira como o cérebro realiza uma tarefa particular ou uma função de interesse; a rede normalmente é implementada utilizando-se componentes eletrônicos ou é simulada por programação em um computador digital. Para alcançarem um bom desempenho, as redes neurais empregam uma interligação maciça de células computacionais simples denominadas “neurônios” ou “unidades de processamento”.

Simon Haykin (2001) também utiliza as seguintes definições: uma rede neural é um processador maciçamente paralelamente distribuído constituído de unidades de processamento simples, que tem a propensão natural para armazenar conhecimento experimental e torná-lo disponível para o uso. Ela se assemelha ao cérebro em dois aspectos:

- a) o conhecimento é adquirido pela rede a partir de seu ambiente através de um processo de aprendizagem;

- b) forças de conexão entre neurônios, conhecidas como pesos sinápticos, são utilizadas para armazenar o conhecimento adquirido.

Para que a rede adquira o conhecimento necessário para sua determinada aplicação, existe um processo de ensinamento, esse procedimento é chamado de algoritmo de aprendizagem, cuja função é modificar os pesos sinápticos da rede de uma forma ordenada para alcançar um objetivo de projeto específico.

A modificação dos pesos sinápticos é o método tradicional para o projeto de redes neurais, entretanto, também é possível para uma rede neural mudar sua própria topologia, o que é motivado pelo fato que os neurônios no cérebro humano morrem e são estabelecidas novas conexões sinápticas.

2.5.1 Características Gerais das Redes Neurais

Como sabemos, as redes neurais se baseiam no princípio da estrutura nervosa do ser humano, apresentando assim algumas características interessantes, pois os modelos computacionais buscam alcançar o processador mais fantástico já visto, o cérebro humano.

Evidentemente que o poder computacional que uma rede neural atinge é devido, primeiramente, a sua estrutura maciçamente paralelamente distribuída e, em segundo, por sua habilidade de aprender e, portanto, de se generalizar. A generalização se refere ao fato de a rede neural criar saídas, dentro de uma faixa de erro pré-determinada, para entradas que não estavam presentes durante o processo de aprendizagem. Estas duas capacidades de processamento de informação tornam possível para as redes neurais solucionar problemas complexos, com grande número de variáveis, que são, muitas vezes, intratáveis com processamento básico. Sabemos que as redes neurais não podem fornecer uma solução aos problemas trabalhando de forma isolada, elas precisam ser interligadas em uma abordagem consistente de engenharia de sistemas.

Especificadamente, um problema considerado complexo é decomposto em um número adequado de tarefas relativamente mais simples e atribui-se a redes neurais um subconjunto de tarefas que coincidem com as suas capacidades inerentes. Entretanto, é importante salientar que ainda não existe um sistema de rede neural que se compare a capacidade de processamento do cérebro humano.

O uso de redes neurais oferece propriedades úteis e capacidades, apresentados nos itens que seguem.

2.5.1.1 Não-linearidade

Um neurônio artificial pode ser linear ou não-linear. Uma rede neural, constituída por conexões de neurônios não-lineares é ela mesma não-linear.

A capacidade de não-linearidade pode ser distribuída por toda a rede e esta característica é considerada muito importante, principalmente quando o mecanismo físico, responsável pela geração do sinal de entrada, é não-linear. Sabemos que muitos sinais de entrada são inerentemente não-lineares.

2.5.1.2 Mapeamento de Entrada/Saída

Uma forma de ensinamento conhecida popularmente como o chamado “aprendizagem com um professor ou aprendizagem supervisionada” envolve a modificação dos pesos sinápticos de uma rede neural, pela aplicação de um conjunto de amostras de treinamento rotuladas ou exemplos da tarefa. Cada exemplo consiste de um sinal de entrada único e de uma saída, resposta desejada correspondente a entrada. Apresenta-se, para a rede, um exemplo escolhido ao acaso do conjunto e os pesos sinápticos são modificados, a fim de minimizar a diferença entre a resposta desejada e a resposta real da rede, produzida pelo sinal de entrada, de acordo com um critério estatístico apropriado. O treinamento da rede é repetido

para muitos exemplos do conjunto até que a rede alcance um estado estável, onde não haja mais modificações significativas nos pesos sinápticos.

Os exemplos de treinamento previamente aplicados podem ser reaplicados durante a fase de treinamento, mas em ordem diferente. Assim, a rede aprende a partir dos exemplos e passa a construir um tipo de banco de dados, um mapeamento de entrada/saída para o problema considerado.

Considerando, por exemplo, uma classificação de padrões, na qual o objetivo principal seja atribuir um sinal de entrada representando um objeto na saída ou um evento de diversas classificações preestabelecidas. Em uma abordagem não-paramétrica para este problema, o objetivo é estimar fronteiras de decisão arbitrárias no espaço do sinal de entrada para a tarefa de classificação de padrões, utilizando um conjunto de exemplos e fazê-lo sem invocar um modelo de distribuição probabilístico. Um ponto de vista semelhante está implícito no paradigma de aprendizagem supervisionada, o que sugere uma analogia próxima, entre o mapeamento entrada/saída realizado por uma rede neural e a inferência estatística não-paramétrica.

2.5.1.3 Adaptabilidade

As redes neurais possuem uma grande capacidade de adaptar seus pesos sinápticos a modificações do meio ambiente. Em particular, uma rede neural treinada para operar em um ambiente específico pode ser facilmente retreinada para lidar com pequenas variações/modificações nas condições operativas do ambiente. Além disso, quando está operando em um ambiente não-estacionário, onde as condições variam no decorrer do tempo, uma rede neural pode ser projetada para modificar seus pesos sinápticos em tempo real. A arquitetura natural de uma rede neural para a classificação de padrões, processamento de sinais e aplicações de controle, aliada a capacidade de adaptação da rede, a torna uma

ferramenta extremamente útil para a classificação adaptativa de padrões, processamento adaptativo de sinais e controle adaptativo. Como regra geral, podemos dizer que, quanto mais adaptativo o sistema, assegurando-se a estabilidade do mesmo, mais robusto tenderá a ser o seu desempenho, quando o sistema for exigido a operar em um ambiente não-estacionário. No entanto, devemos ter em mente que, adaptabilidade nem sempre resulta em robustez, na verdade pode resultar no contrário. Um sistema adaptativo com constantes de tempo pequenas, por exemplo, pode levar o sistema a se adaptar e modificar sua estrutura, a fim de responder a falsas perturbações, causando, assim, uma grande degradação no desempenho do sistema. Para aproveitar todos os benefícios da adaptabilidade, as constantes de tempo, por exemplo, devem ser estudadas para ser grande o suficiente para que falsas perturbações não modifiquem a atuação do sistema, mas, ainda assim, pequenas para responder a verdadeiras perturbações.

2.5.1.4 Resposta a Evidências

No contexto de classificação de padrões, uma rede neural pode ser projetada para fornecer informação, não somente sobre qual padrão particular selecionar, mas também sobre a confiança na decisão tomada. Esta propriedade pode ser utilizada para rejeitar padrões ambíguos, caso eles estejam presentes, melhorando assim o desempenho geral da rede.

2.5.1.5 Informação Contextual

O conhecimento é representado pela própria estrutura e também pelo estado de ativação da rede neural. Cada neurônio da rede é potencialmente afetado pela atividade de todos os outros neurônios da rede. Consequentemente, a informação contextual é tratada naturalmente pela rede neural.

2.5.1.6 Tolerância a Falhas

Uma rede neural implementada na forma física, ou seja, em *hardware*, tem o potencial de ser inerentemente tolerante a falhas ou capaz de realizar computação robusta, no sentido de que seu desempenho se degrada suavemente sob condições de operações adversas. Pois existe certa redundância, se um neurônio ou suas conexões são danificadas, por exemplo, a recuperação de um padrão armazenado é prejudicada em qualidade. Entretanto, devido a natureza distribuída das informações armazenadas na rede, o dano deve ser realmente grave e extenso, para que a resposta global do sistema seja totalmente afetada. Assim, uma rede neural apresenta pequenas falhas, uma leve degradação no seu desempenho, até o momento de apresentar uma falha catastrófica.

Para se assegurar que uma rede seja de fato tolerante a falhas, pode ser necessário adotar-se medidas corretivas no projeto do mecanismo de treinamento, ou seja, no algoritmo de aprendizagem da rede.

2.5.1.7 Implementação em *Very Large Scale Integration* (VLSI)

Segundo Mead (1989), a natureza maciçamente paralela da uma rede neural a faz ser potencialmente rápida na computação de certas tarefas. Esta característica torna uma rede neural adequada para a implementação utilizando tecnologia de integração em larga escala. Uma característica satisfatória para a aplicação em VLSI (*Very Large Scale Integration*) é a alta capacidade que uma rede neural tem de processar e capturar comportamentos complexos de uma forma organizada.

2.5.1.8 Uniformidade de Análise e Projeto

As redes neurais possuem uma uniformização como processadores de informação, pois utiliza a mesma notação em todos os domínios que envolvem o seu processamento. Esta característica pode se manifestar de diferentes formas:

- a) os neurônios, de uma forma ou de outra, estão presentes em todas as redes neurais;
- b) esta uniformidade torna possível compartilhar teorias e algoritmos de em aplicações diferentes de redes neurais;
- c) redes modulares podem ser construídas através da integração homogênea de módulos.

2.5.2 Modelos de um Neurônio

Um neurônio é definido como uma unidade de processamento de informação, que é fundamental para a operação de uma rede neural. A figura 2 mostra o modelo de um neurônio artificial, que forma a base para o projeto de redes neurais artificiais.

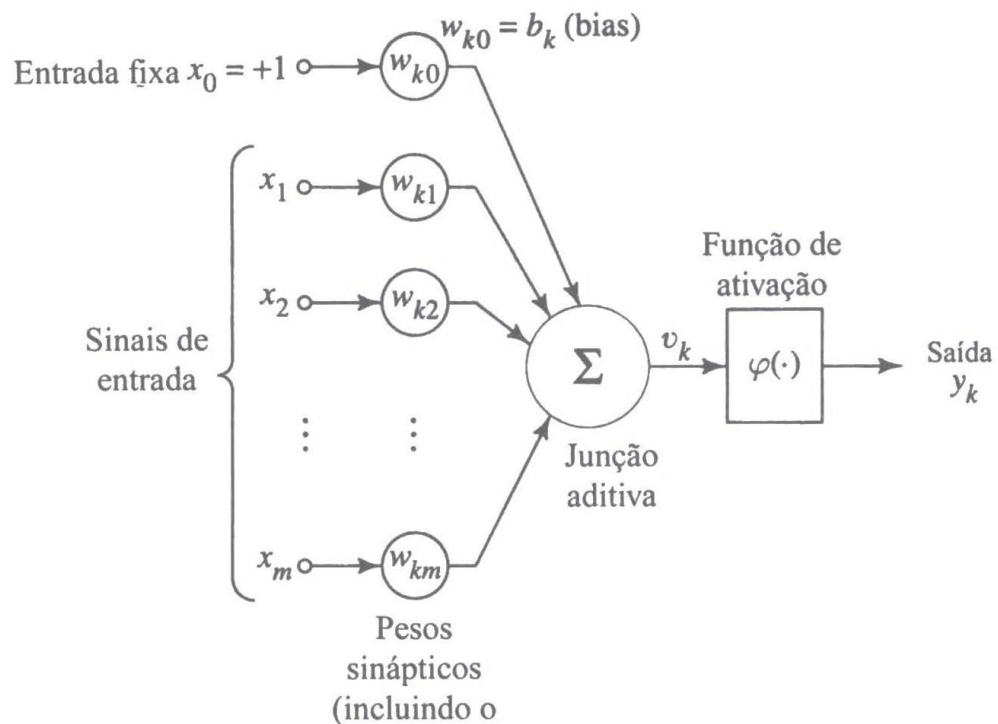


Figura 2 – Modelo de neurônio e seus pesos sinápticos

Fonte: Alspector (2001)

Podemos identificar três elementos básicos do modelo neuronal:

- conjunto de sinapses ou elos de conexão, cada uma caracterizada por um peso ou força própria. Especificamente, um sinal x_j na entrada da sinapse j conectada ao neurônio K é multiplicado pelo peso sináptico w_{kj} . É importante notar a maneira como são escritos os índices do peso sináptico w_{kj} . O primeiro índice se refere ao neurônio em questão e o segundo índice se refere ao terminal de entrada da sinapse a qual o peso se refere. Ao contrário de uma sinapse do cérebro, o peso sináptico de um neurônio artificial pode estar num intervalo que inclui valores negativos bem como valores positivos;
- um somador para somar os sinais de entrada, ponderados pelas respectivas sinapses do neurônio; as operações descritas aqui constituem um combinador linear;

- c) uma função de ativação para restringir a amplitude da saída de um neurônio. A função de ativação é também referida como função restritiva já que limita o intervalo permissível de amplitude do sinal de saída a um valor finito.

Normalmente, o intervalo normalizado da amplitude de saída de um neurônio é escrito como o intervalo unitário fechado $[0, 1]$ ou alternativamente $[-1, 1]$.

O modelo neuronal da figura 2 inclui também um BIAS aplicado externamente, representado por ω_{k0} . O BIAS tem o efeito de aumentar ou diminuir a entrada líquida da função de ativação, dependendo se ele é positivo ou negativo, respectivamente.

Em termos matemáticos, podemos descrever um neurônio K escrevendo o seguinte par de equações:

$$u_k = \sum_{j=1}^m \omega_{kj} x_j \quad (1)$$

e

$$y_k = \varphi(u_k + b_k) \quad (2)$$

Onde $x_1, x_2, x_3, \dots, x_m$ são os sinais de entrada, $\omega_{k1}, \omega_{k2}, \omega_{k3}, \dots, \omega_{kn}$ são os pesos sinápticos do neurônio k; u_k é a saída do combinador linear devido aos sinais de entrada; b_k é o bias, φ é a função de ativação e y_k é o sinal de saída do neurônio.

O uso do bias b_k tem o efeito de aplicar uma transformação afim a saída u_k do combinador linear da figura x, como mostrado por:

$$v_k = u_k + b_k \quad (3)$$

Em particular, dependendo se o bias b_k é positivo ou negativo, a relação entre o campo local induzido ou do potencial de ativação v_k do neurônio k e a saída do combinador linear u_k é modificada na forma mostrada na figura 3. Observando a figura podemos ver que depois desta transformação, o gráfico de v_k em função de u_k não passa mais pela origem.

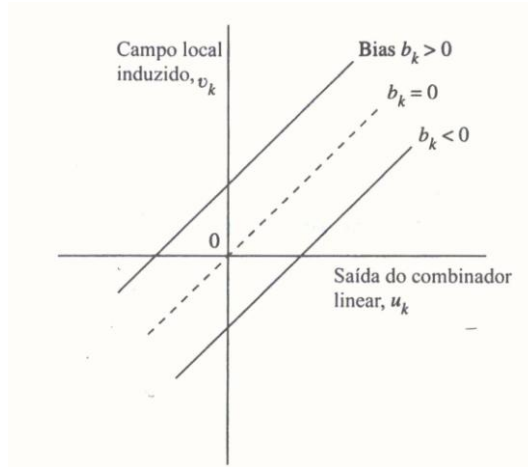


Figura 3 – Saída linear do combinador

Fonte: Haykin (2001)

Se viés b_k é um parâmetro externo do neurônio artificial k . Podemos considerar a sua participação como na equação 3. Assim, através de uma combinação das equações 1 e 2, e assim tem-se:

$$v_k = \sum_{j=0}^m \omega_{kj} x_j \quad (4)$$

e

$$y_k = \varphi(v_k) \quad (5)$$

Na equação 4, adicionamos uma nova sinapse. A sua entrada é

$$x_0 = +1 \quad (6)$$

e o seu peso é

$$\omega_{k0} = b_k \quad (7)$$

2.5.3 Tipos de Função de ativação

A função de ativação, representada por φ , define a saída de um neurônio em termos do campo local induzido v . Assim identificamos três tipos básicos de funções de ativação, como segue.

2.5.3.1 Função *Heaviside* (degrau)

Para este tipo de função de ativação temos:

$$\varphi = \begin{cases} 1 & \text{se } v \geq 0 \\ 0 & \text{se } v < 0 \end{cases}$$

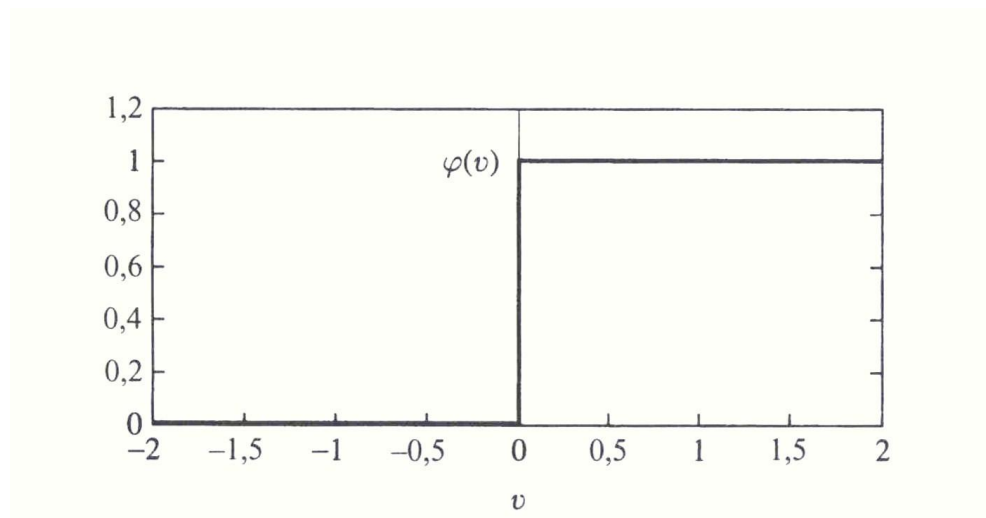


Figura 4 – Função de *Heaviside*

Fonte: Alspector et al. (1991)

Este modelo de neurônio é conhecido como o modelo de McCulloch-Pitts, em reconhecimento ao trabalho realizado por McCulloch e Pitts. Neste modelo de neurônio assume-se que a saída possui valor igual a 1, se o campo local induzido daquele neurônio é não-negativo e zero caso contrário (McCULLOCH; PITTS, 1943).

2.5.3.2 Função Linear por Partes

Para a função linear por partes definimos φ como:

$$\varphi = \begin{cases} v \geq \frac{1}{2}; \\ \frac{1}{2} > v > -\frac{1}{2}; \\ v \leq -\frac{1}{2}; \end{cases}$$

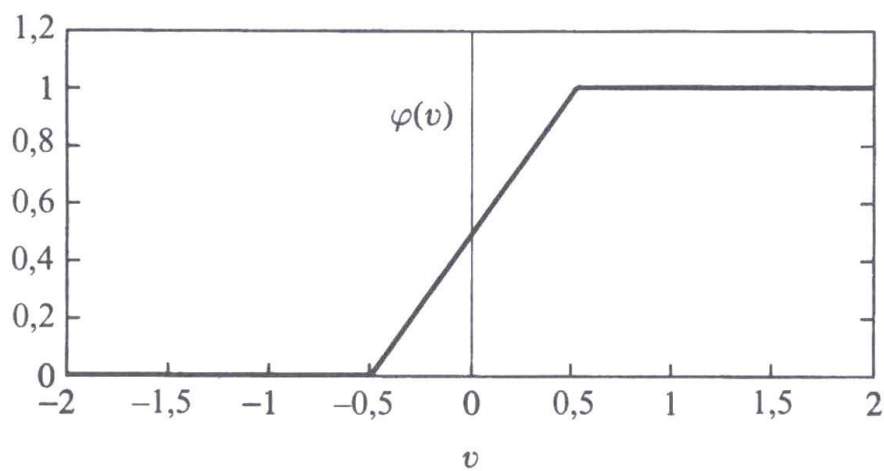


Figura 5 – Função linear por partes

Fonte: Alspector et al. (1991)

Neste modelo de neurônio, onde assume-se que o fator de ampliação dentro da região linear de operação é a unidade. Esta forma de ativação pode ser vista como uma aproximação de um amplificador não-linear.

Se a região linear de operação é mantida sem entrar em saturação, surge um combinador linear. A função linear por partes se reduz a função degrau se o fator de amplificação da região linear é feito infinitamente grande.

2.5.3.3 Função Sigmóide

A função sigmóide é a forma mais comum de função de ativação utilizada na construção de redes neurais artificiais.

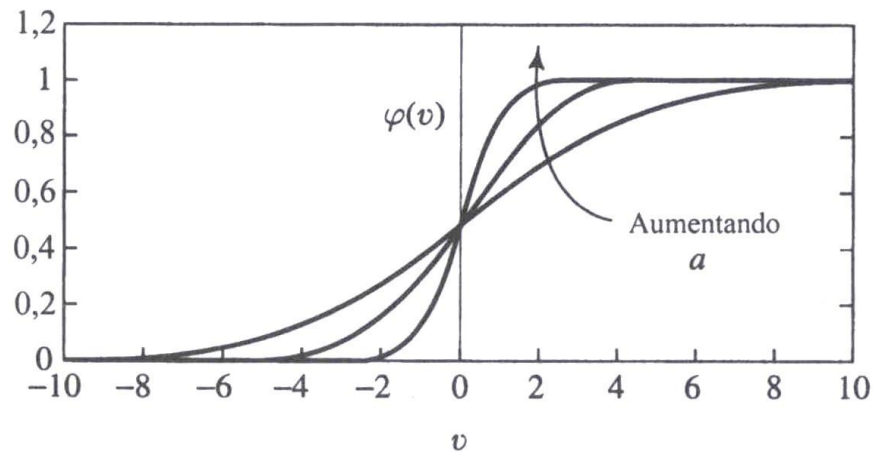


Figura 6 – Função sigmoide

Fonte: Alspector et al. (1991)

Ela é definida como uma função estritamente crescente que exibe um balanceamento adequado entre comportamento linear e não-linear. Um exemplo de função sigmóide é a função logística, definida por

$$\varphi(v) = \frac{1}{1 + \exp(-av)} \quad (8)$$

Onde a é o parâmetro de inclinação da função sigmóide. Variando-se o parâmetro a , obtemos funções sigmóides com diferentes inclinações. No limite, quando o parâmetro de inclinação se aproxima do infinito, a função sigmóide se torna a função degrau, tendo como diferença que a função degrau assume o valor zero ou 1, já a função sigmóide assume um intervalo contínuo de valores entre zero ou 1.

Também podemos observar que a função sigmóide é diferenciável, já a função degrau não. A diferenciabilidade é uma característica importante da teoria de redes neurais.

As funções de ativação apresentadas anteriormente, estão no intervalo entre zero e 1, mas em determinadas aplicações são desejadas funções que variem de -1 a 1. Neste caso, a função de ativação é denominada de função sinal.

2.5.4 Modelo Estocástico de um Neurônio

O modelo neuronal descrito na figura 2 é determinístico, já que para cada entrada existe uma saída correspondente, ou seja, o comportamento de entrada/ saída é definido pra todas as entradas.

Para algumas aplicações de redes neurais, é desejado que a análise seja baseada em um modelo neuronal estocástico. Em uma determinada análise é dada uma interpretação probabilística à função de ativação do modelo de McCulloch-Pitts. Especificadamente, permite-se que o neurônio assuma apenas um de dois estados: +1 ou -1, por exemplo. A decisão para que ocorra essa mudança de estado é probabilística.

2.5.5 Realimentação

Um sistema dinâmico é classificado como realimentado quando a saída de um elemento do sistema influencia, em parte, a entrada aplicada àquele elemento particular, originando assim um ou mais de um caminho fechado para a transmissão de sinais em torno do sistema. Na realidade, os sistemas realimentados estão presentes em quase todas as partes dos sistemas nervosos de todos os animais.

Sabemos que a realimentação possui um importante papel no estudo de um tipo específico de redes, as chamadas redes recorrentes. Na figura 7 podemos ver um sistema realimentado de laço único, onde o sinal de entrada x , o sinal interno y e o sinal de saída são funções da variável de tempo discreto. Assumindo-se que o sistema é linear, consistindo de

um caminho direto e de um caminho de realimentação que são caracterizados pelos operadores A e B, respectivamente.

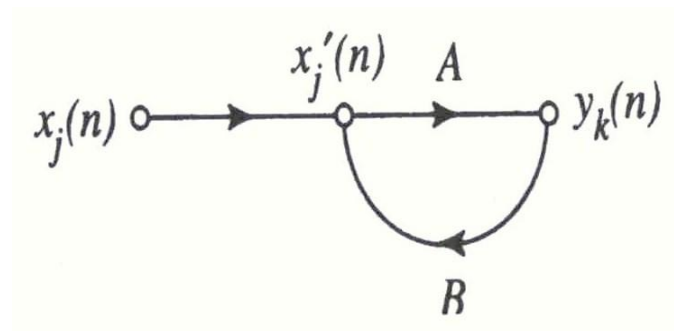


Figura 7 – Sistema realimentado de laço único
Fonte: Giles et al. (1992)

2.5.6 Arquiteturas de Redes Neurais

A maneira na qual os neurônios que constituem uma determinada rede neural estão estruturados está intimamente ligada com o algoritmo de aprendizagem usado para treinar a rede. Então precisamos, primeiramente, entender e classificar as diferentes arquiteturas de redes neurais para, no próximo passo, discutirmos sobre as formas mais utilizadas de algoritmos de aprendizagem.

Existem arquiteturas onde o sinal percorre a rede em uma única direção, da entrada para saída, estas redes não possuem realimentação e são chamadas de redes *FEEDFORWARD*, os neurônios da mesma camada não são conectados, não existindo uma ligação entre os neurônios do final da camada e os do início da mesma. Já nas redes chamadas “*recurrent*”, redes recorrentes ou de realimentação, a saída de alguns neurônios alimentam a entrada dos outros, podendo também alimentar a entrada dele mesmo, ou de neurônios de camadas anteriores, o sinal percorre, desta forma, duas direções, tem memória dinâmica, capacidade de representar estados em sistemas dinâmicos.

2.5.6.1 Modelos

2.5.6.1.1 Redes Alimentadas com camada única

Em uma rede neural em camadas, os neurônios estão organizados na forma de camadas. A forma considerada mais simples, quando estudamos uma rede neural, é uma camada de entrada de nós de fonte que se projeta sobre uma camada de saída de neurônios (nós computacionais), mas não em duplo sentido. Assim, podemos dizer que esta rede é estritamente do tipo alimentada acíclica.

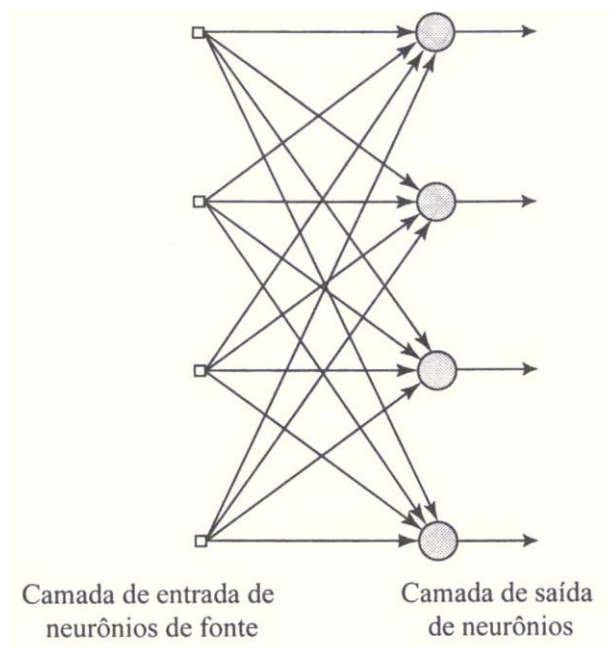


Figura 8 – Rede alimentada com uma camada

Fonte: Haykin (2001)

2.5.6.1.2 Redes Alimentadas Diretamente com Múltiplas Camadas

A segunda classe de redes neurais acíclicas se diferencia pela presença de uma ou mais camadas ocultas, cujos nós computacionais são chamados correspondentemente de neurônios ocultos ou unidades ocultas. A função dos neurônios ocultos é fazer a ligação entre a entrada

externa e a saída da rede de uma maneira útil. Quanto mais camadas ocultas são adicionadas a rede, maior será a capacidade de extrair estatísticas de ordens elevada. A rede adquire uma perspectiva global apesar de sua conectividade local, isso se deve ao conjunto de ligações sinápticas e da dimensão extra de interações neurais. A capacidade de extração estatística de ordem elevada é muito valiosa quando o tamanho da camada de entrada é grande.

Os nós de fonte da camada de entrada da rede fornecem os respectivos elementos do padrão de ativação, que constituem os sinais de entrada aplicados aos neurônios na segunda camada. Os sinais de saída da segunda camada são os sinais de entrada da terceira, e assim sucessivamente, até a camada de saída (final da rede).

Tipicamente, os neurônios em cada camada da rede têm como suas entradas apenas os sinais de saída da camada precedente. O conjunto de sinais da camada final corresponde à resposta global da rede ao padrão de ativação fornecido pelos nós de entrada (primeira camada).

Na figura 9 podemos visualizar uma rede que é chamada totalmente conectada, porque cada um dos nós de uma camada da rede esta conectado a todos os nós da camada posterior, caso alguns elos de comunicação da rede não estejam conectados chamamos a rede de parcialmente conectada.

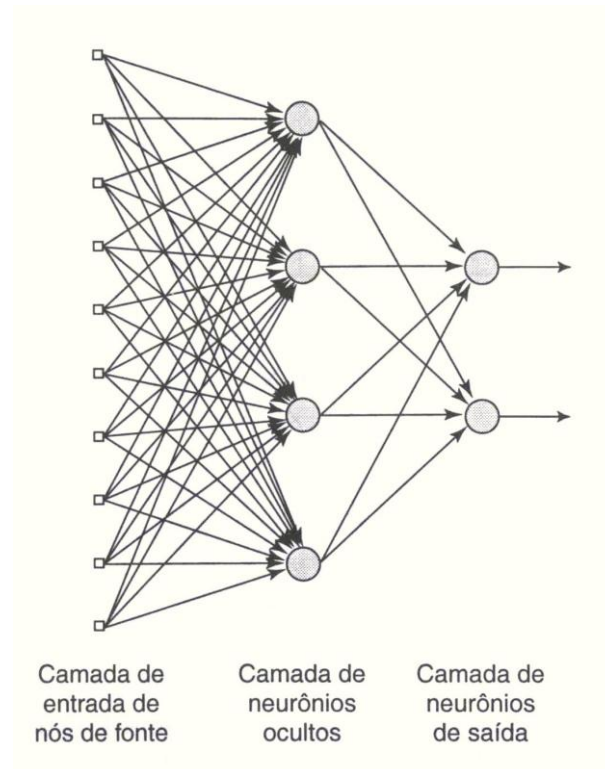


Figura 9 – Rede alimentada com múltiplas camadas

Fonte: Haykin (2001)

2.5.6.1.3 Redes Recorrentes

Uma rede neural recorrente é caracterizada por possuir pelo menos um laço de realimentação, ao contrário de redes acíclicas. Uma rede recorrente pode ser formada, por exemplo, por uma única camada de neurônios, onde cada neurônio é alimentado com seu sinal de saída de volta para entrada de todos os neurônios, conforme a figura 10. Na estrutura representada na figura 10, não existem laços de auto-realimentação na rede, auto-realimentação refere-se a uma estrutura onde a saída de um neurônio é realimentada para sua própria entrada. Também podemos observar que na rede neural apresentada na figura 10 não existem neurônios ocultos. A presença de laços de realimentação, seja qual for o tipo de estrutura, tem profundo impacto na capacidade de aprendizagem da rede e no seu desempenho. Além disso, os laços de realimentação envolvem o uso de ramos particulares,

compostos de elementos de atraso unitário, o que resulta em um comportamento dinâmico não-linear, admitindo-se que a rede neural contenha unidades não-lineares.

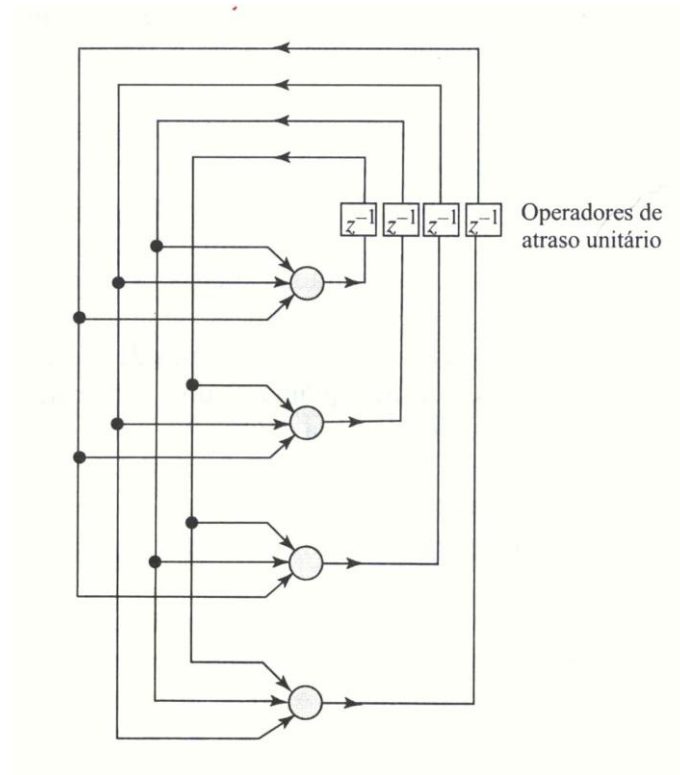


Figura 10 – Rede Recorrente
Fonte: Giles et al. (1992)

2.5.7 Representação do Conhecimento

“Conhecimento se refere à informação armazenada ou a modelos utilizados por uma pessoa ou máquina para interpretar, prever e responder apropriadamente ao mundo exterior”.
Definição genérica de Fisher e Firschein (apud FISHER, 1925).

Pela sua própria natureza, a representação do conhecimento é direcionada a um objetivo, em aplicações reais para máquinas inteligentes, dizemos que uma boa solução para um determinado problema depende de uma boa representação do conhecimento.

Aplicando este conceito a redes neurais, vemos que as formas possíveis de representação desde as entradas até os parâmetros internos da rede são muito diversificados, o

que tende a tornar o desenvolvimento de uma solução satisfatória utilizando uma rede neural um desafio real de projeto.

Uma tarefa importante para uma rede neural é aprender um modelo do mundo no qual ela está inserida e manter o modelo suficientemente consistente com o mundo real de maneira a atingir os objetivos especificados da aplicação de interesse. O conhecimento do mundo consiste de dois tipos de informação:

- a) o estado conhecido do mundo, representado pelos fatos sobre o que é e o que era conhecido, esta forma de conhecimento representa o chamamos de informação prévia;
- b) as medidas do mundo, obtidas por meio de sensores projetados para coletar dados do ambiente no qual a rede neural deve operar. As medidas assim obtidas fornecem o conjunto de informações de onde são retirados os exemplos utilizados para treinar a rede neural.

Os exemplos podem ser rotulados ou não-rotulados. Nos exemplos rotulados, cada exemplo que represente um sinal de entrada é associado a uma resposta desejada correspondente. No caso dos exemplos não-rotulados, os exemplos consistem de ocorrências diferentes dos próprios sinais de entrada.

Mas, independentemente do tipo do exemplo utilizado, estes exemplo, rotulados ou não, representam o conhecimento a respeito do ambiente de interesse que uma rede neural pode aprender através de um treinamento.

Um conjunto de pares de entrada-saída, com cada par consistindo de um sinal de entrada e de uma resposta desejada correspondente, é chamado de conjunto de dados de treinamento ou amostra de treinamento. Normalmente, o conjunto de dados de amostra consiste de uma grande variedade de dados de entrada.

No projeto de um sistema baseado em rede neural, escolhemos, primeiramente, a arquitetura apropriada, com uma camada de entrada consistindo de nós de fonte em número igual ao número de exemplos. Logo, escolhemos o algoritmo adequado para efetuarmos o treinamento, esta fase é chamada de aprendizagem.

Após esta fase, o conhecimento passado a rede é testado com dados não apresentados anteriormente. O desempenho da rede então é estimado, comparando os dados reais com as respostas fornecidas pela rede. Esta segunda fase do treinamento é chamada generalização.

Nesse momento encontramos uma diferença fundamental entre o projeto de uma rede neural e o de sua contrapartida, o processamento de informações clássico.

No caso do processamento de informações clássico, normalmente, procedemos, primeiramente, formulando um modelo matemático das observações do ambiente. O projeto de uma rede neural, ao contrário, é baseado diretamente nos dados do mundo real, permitindo-se que o conjunto de dados fale por si mesmo. Assim, a rede neural não somente fornece o modelo implícito do ambiente no qual ela está inserida, como também realiza a função de processamento de informações de interesse.

Os exemplos utilizados para treinar a rede podem ser tanto exemplos positivos como exemplos negativos.

Em uma rede neural com uma arquitetura específica, a representação do conhecimento do meio ambiente é definida pelos valores assumidos pelos parâmetros livres, isto é, pesos sinápticos e bias da rede. A forma dessa representação do conhecimento constitui o verdadeiro projeto da rede neural e, portanto, é a chave para o seu desempenho.

Entretanto, o tema da representação do conhecimento no interior de uma rede artificial é muito complicado. Existem, conforme Anderson e Rosenfeld (1988), quatro regras para representação do conhecimento que são de senso comum:

- a) regra 1: entradas similares de classes similares normalmente devem produzir representações similares no interior da rede e, portanto, devem ser classificadas como pertencentes da mesma categoria;
- b) regra 2: devem ser atribuídas representações bem diferentes na rede a itens que devem ser categorizados como classes separadas. A regra 2 é a oposição a regra 1;
- c) regra 3: se uma característica particular é importante, então deve haver um grande numero de neurônios envolvidos na representação daquele item na rede. Nesta regra temos a afirmação que deve haver um grande numero de neurônios envolvidos na tomada de decisão de uma informação considerada importante para o processo, pois o grande número de neurônios assegura um elevado grau de precisão na tomada de decisão e tolerância em relação a neurônios defeituosos;
- d) regra 4: informação prévia e invariâncias devem ser incorporadas no projeto de uma rede neural, simplificando com isso o projeto da rede por não ter que aprendê-las.

Esta regra é particularmente importante porque a aderência a ela resulta em uma rede neural com uma estrutura especializada (restrita). Isto é altamente desejável, por diversas razões, como:

- a) sabe-se que as redes biológicas visuais e auditivas são muito especializadas;
- b) uma rede neural com estrutura especializada normalmente tem um numero menor de parâmetros livres disponíveis para ajuste do que uma rede neural totalmente desconectada. Consequentemente, a rede especializada requer um menor conjunto de dados para o seu treinamento, aprende mais rápido e frequentemente generaliza melhor;
- c) a taxa de transmissão de informação através de uma rede especializada, sua produtividade, é acelerada;

- d) o custo de construção de uma rede especializada é reduzido por causa do seu tamanho menor, quando comparado com a rede totalmente conectada equivalente.

2.5.8 Informações Prévias no Projeto de uma Rede Neural

Saber como incorporar informações prévias no projeto de uma rede neural é uma questão importante a ser tratada. Infelizmente, não existe, atualmente, regras bem definidas para fazer isso, temos alguns exemplos que sabemos que produzem resultados úteis. Podemos utilizar uma combinação de duas técnicas:

- a) restringir a arquitetura da rede pelo uso de conexões locais conhecidas como campos receptivos;
- b) restringir a escolha de pesos sinápticos através do uso do compartilhamento de pesos.

Estas duas técnicas, particularmente a última, tem um benefício vantajoso: o número de parâmetros livres da rede é reduzido significativamente.

Considerando a rede acíclica mostrada na figura 11, observamos que a mesma possui uma arquitetura restrita por construção. Os seis primeiros nós de fonte constituem o campo receptivo para o neurônio oculto 1 e assim por diante para os outros neurônios ocultos da rede. Para satisfazer esta restrição de compartilhamento de pesos, apenas devemos utilizar o mesmo conjunto de pesos sinápticos para cada um dos neurônios da camada oculta da rede.

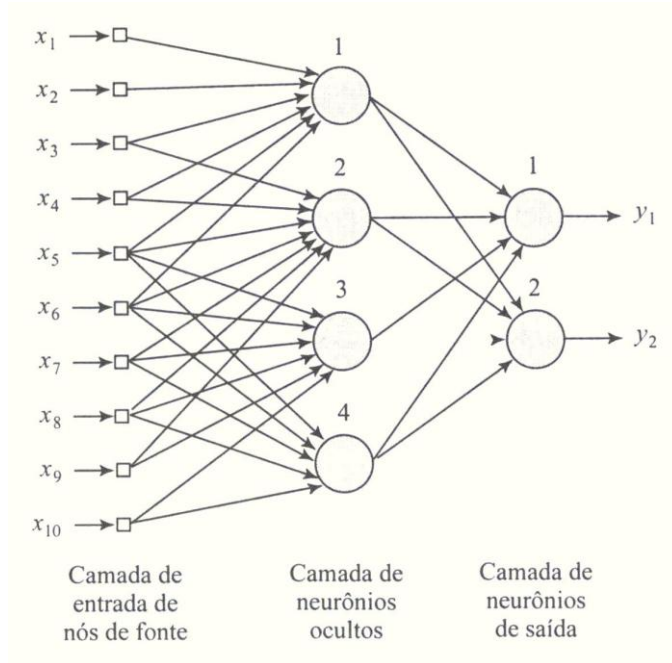


Figura 11 – Representação do uso do fluxo combinado de um campo receptivo e de compartilhamento de pesos

Fonte: Giles et al. (1992)

Então, para a figura 11, com seis conexões locais por neurônio oculto e um total de quatro neurônios ocultos, podemos expressar o campo local do neurônio oculto como segue:

$$v_j = \sum_{i=1}^6 \omega_i x_{i+j-1}, \quad j=1, 2, 3, 4 \quad (9)$$

Onde v_j constitui o mesmo conjunto de pesos compartilhado por todos os quatro neurônios, e x_k é o sinal captado do nó de fonte $k = i + j - 1$. A equação 9 está na forma de soma convolutiva. É por este motivo que uma rede alimentada adiante utilizando conexões locais e pesos compartilhados da forma aqui é conhecida como rede convolutiva.

A questão de incorporar informação prévia no projeto de uma rede neural é uma parte da regra 4; a parte restante da regra envolve a questão das invariâncias.

2.5.9 Invariâncias no Projeto de uma Rede Neural

Uma das preocupações no projeto de uma rede neural é saber como se deve incorporar as invariâncias no projeto de uma rede neural, consideramos os seguintes fenômenos:

- a) invariância por estrutura: a invariância pode ser imposta a rede neural quando estruturamos o seu projeto. Podemos projetar as conexões sinápticas entre os neurônios de forma que versões transformadas da mesma entrada sejam forçadas a produzir a mesma saída. Para isso, devemos variar os pesos sinápticos, de forma a obter variações apenas nas coordenadas desejadas. Isto nos leva a uma desvantagem da invariância por estrutura, pois o número de conexões sinápticas da rede neural se torna extremamente grande, até mesmo para pequenas variações na estrutura do sinal de entrada;
- b) invariância por treinamento: uma rede neural apresenta uma habilidade natural para classificar padrões. Esta habilidade pode ser explorada diretamente para obter invariância a transformações. A rede é treinada apresentando-se uma série de dados de entrada correspondendo a uma série de saídas esperadas para este sinal de entrada. Sendo este número de exemplos suficientemente grande e considerando que a rede é treinada para aprender a discriminar saídas anormais para o sinal de entrada, podemos esperar que a rede generalize corretamente para outras transformações não apresentadas durante o treinamento. Entretanto, a invariância por treinamento possui duas desvantagens. Primeiramente, quando a rede foi treinada para reconhecer determinadas transformações das saídas como sendo transformações corretas para o sinal de entrada, não é óbvio que este treinamento também capacitará a rede a reconhecer outros tipos de transformações, que da mesma maneira resulta em uma saída considerada correta. Segundo, o esforço

computacional imposto à rede pode ser demasiadamente severo para se lidar, especialmente se o número de sinais de entrada for grande;

- c) espaço de características invariantes: a terceira técnica usada para se projetar uma rede neural invariante, do tipo classificador, é baseada na premissa que pode ser possível extrair características que caracterizem o conteúdo essencial da informação de um conjunto de dados de entrada e que sejam invariantes a transformações das entradas. Se tais características forem utilizadas, então a rede como um classificador é aliviada de ter que delinear o intervalo de transformações do sinal de entrada com condições de fronteira complicadas. Na verdade, as únicas diferenças que podem aparecer entre exemplos diferentes do mesmo sinal devem-se a fatores como ruído e oclusão. A utilização de um espaço de características aplicadas à rede pode ser reduzida a níveis realistas. Segundo, as exigências impostas ao projeto da rede são relaxadas. Terceiro, é assegurada a invariância para todos os objetos em relação a transformações conhecidas, entretanto, para que esta abordagem funcione, é preciso que exista conhecimento prévio do problema.

2.5.9.1 Processos de Aprendizagem

A propriedade essencial, de extrema importância quando falamos em redes neurais, é a sua habilidade de aprender a partir do seu ambiente e de melhorar o seu desempenho através da aprendizagem. A melhoria do desempenho ocorre com o tempo, de acordo com alguma medida preestabelecida. Uma rede aprende acerca do seu ambiente através de um processo iterativo de ajustes aplicados a seus pesos sinápticos e níveis de bias. Idealmente a rede se torna mais instruída sobre o seu ambiente após cada iteração do processo de aprendizagem.

Segundo Haykin (2001), aprendizagem, no conceito de redes neurais, é definida como:

Aprendizagem é um processo pelo qual os parâmetros livres de uma rede neural são adaptados através de um processo de estimulação pelo ambiente no qual a rede está inserida. O tipo de aprendizagem é determinado pela maneira pela qual a modificação dos parâmetros ocorre.

Esta definição do processo de aprendizagem implica a seguinte sequência de eventos:

- a) a rede neural é estimulada por um ambiente;
- b) a rede neural sofre modificações nos seus parâmetros livres como resultado desta estimulação;
- c) a rede neural responde de uma maneira nova ao ambiente, devido as modificações ocorridas na sua estrutura interna.

Um conjunto pré-estabelecido de regras bem-definidas para a solução de um problema de aprendizagem é denominado um algoritmo de aprendizagem. Não há um único algoritmo de aprendizagem utilizado no projeto de sistemas de rede neural, existe um conjunto de ferramentas representado por uma variedade de algoritmos de aprendizagem, cada qual apresentando vantagens específicas. A diferença básica entre os algoritmos de aprendizagem é a forma como cada um atua sobre os pesos sinápticos dos neurônios da rede neural. Outro fator importante, é a forma como cada rede neural se relaciona com seu ambiente de trabalho, neste último contexto existe um chamado paradigma de aprendizagem, que se refere ao modelo do ambiente no qual a rede está inserida.

2.5.9.2 Aprendizagem por Correção de Erro

A primeira regra de aprendizagem, considerando o caso mais simples onde um neurônio k que constitui o único nó computacional da camada da saída de uma rede neural alimentada acíclica. O neurônio k é acionado por um vetor de sinal $x(n)$ gerado por uma ou mais camadas de neurônios ocultos, sendo estes acionados por estímulos aplicados aos nós de fonte (camada de entrada), da rede neural. O argumento da função de entrada representa o

instante de tempo discreto no qual o sinal é aplicado, ou ainda, o passo de tempo de um processo iterativo envolvido no ajuste dos pesos sinápticos do neurônio k . O sinal de saída no neurônio k ($y_k(n)$) é comparado a saída esperada (desejada), representada por $d_k(n)$, do sistema, esta comparação, sinal real \times sinal esperado, gera um sinal de erro $e_k(n)$. Por esta definição, temos assim

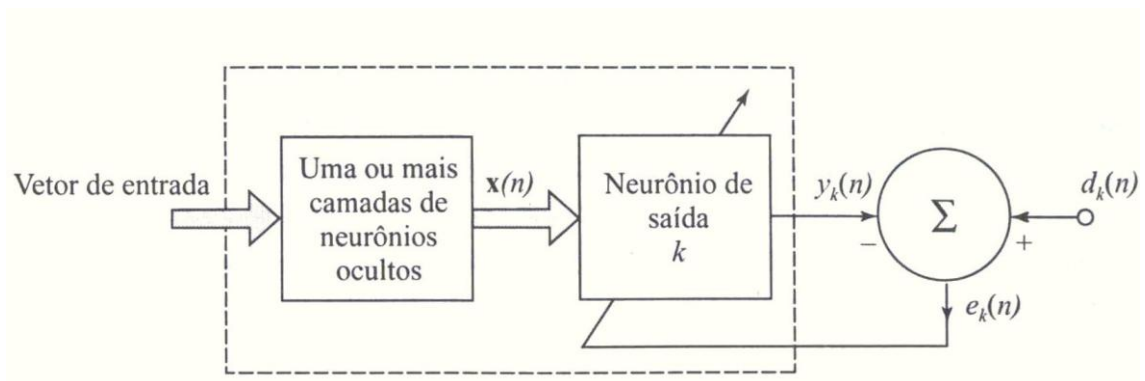


Figura 12 – Aprendizagem por correção de erro

Fonte: Hopfield (1994)

$$e_k = d_k(n) - y_k(n) \quad (10)$$

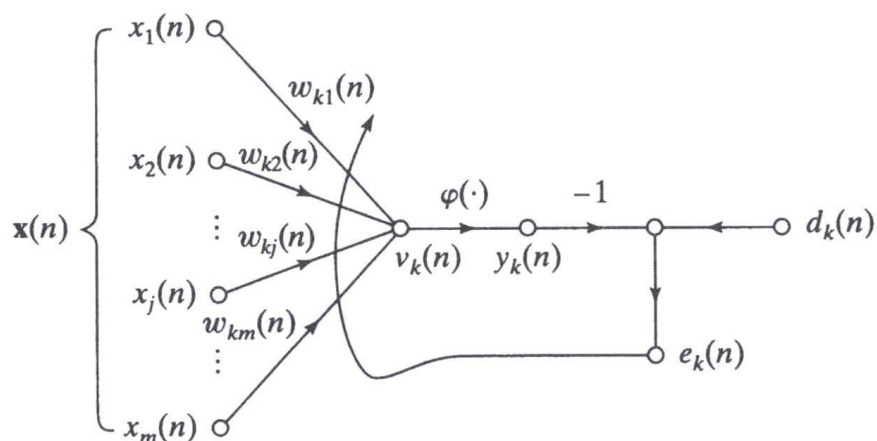


Figura 13 – Aprendizagem por correção de erro de campo

Fonte: Hopfield (1994)

O sinal de erro $e_k(n)$ aciona um mecanismo de controle. Este sinal de controle faz inúmeros cálculos e aproximações, para aplicar ajustes corretivos aos pesos sinápticos do neurônio k . Os ajustes corretivos são projetados para aproximar aos poucos o sinal de saída $y(n)$ a resposta desejada $d_k(n)$. Este objetivo é alcançado quando minimizamos a função de custo ou índice de desempenho do sistema, $E(n)$, definido em termos do sinal de erro $e(n)$ como:

$$E(n) = \frac{1}{2} e_k^2(n) \quad (11)$$

Com isso, $E(n)$ é o valor instantâneo da energia do erro. Os ajustes dos pesos sinápticos prosseguem até o momento que atingimos uma faixa de erro tolerável pré-definida, e, neste momento, consideramos que os pesos sinápticos estão estabilizados. Neste ponto, o processo é encerrado.

Por definição, neste método, o ajuste feito em um peso sináptico de um neurônio é proporcional ao produto do sinal de erro pelo sinal de entrada da sinapse em questão.

Esta formulação pressupõe que sinal de erro seja diretamente mensurável. Para que esta medida seja realizável, ou seja, precisamos de um estímulo externo aos sinais de fonte chegando ao neurônio k . Assim podemos dizer que o neurônio k é visível ao mundo externo. O ajuste por erro é considerado de natureza local, ou seja, o ajuste é realizado nos pesos sinápticos em torno do neurônio k .

2.5.9.3 Aprendizagem Baseada em Memória

Na aprendizagem baseada em memória, todas ou a maioria das experiências passadas são armazenadas explicitamente em uma grande memória de exemplos de entrada-saída classificados corretamente: $\{(x_i, d_i)\}_{i=1}$, onde x_i representa um vetor de entrada e d_i representa

a resposta desejada correspondente. Sem perder a generalidade, restringimos a resposta desejada a um escalar.

Todos os algoritmos de aprendizagem baseados em memória envolvem dois ingredientes essenciais:

- a) o critério utilizado para definir a vizinhança local do vetor de teste x_{teste} ;
- b) a regra de aprendizagem aplicada aos exemplos de treinamento na vizinhança local de x_{teste} .

Os algoritmos diferem entre si na forma como estes dois ingredientes são definidos.

Em um tipo simples, mas efetivo de aprendizagem baseada em memória conhecido como a regra do vizinho mais próximo, a vizinhança local é definida como o exemplo de treinamento que se encontra na vizinhança imediata do vetor de teste x_{teste} . Em particular, dizemos que o vetor:

$$x'_N \in \{x_1, x_2, \dots, x_N\} \quad (12)$$

É o vizinho mais próximo de x_{teste} se:

$$\min_i d(x_i, x_{teste}) = d(x'_N, x_{teste}) \quad (13)$$

Onde $d(x_1, x_{teste})$ é a distância euclidiana entre os vetores x_1 e x_{teste} . A classe associada com a distância mínima, ou seja, o vetor x'_N é apresentada com a classificação de x_{teste} . Esta regra é independente da distribuição fundamental responsável pela geração dos exemplos de treinamento.

2.5.9.4 Aprendizagem Hebbiana

O postulado de aprendizado de Hebb é a mais antiga e mais famosa de todas as regras de aprendizagem; ele é assim denominado em homenagem ao neuropsicólogo Hebb (1949).

Hebb (1949) propôs a nível celular, uma base de aprendizagem associativa.

A afirmação foi feita em um contexto neurobiológico. Podemos expandir e escrevê-la em duas partes, de acordo com Stent (1973) e Changeux e Danchin (1976):

- a) se dois neurônios em ambos os lados de uma sinapse(conexão) são ativados simultaneamente, isto é sincronamente, então a força daquela sinapse é seletivamente aumentada;
- b) se dois neurônios em ambos os lados de uma sinapse são ativados assincronamente, então aquela sinapse é seletivamente enfraquecida ou eliminada.

Definimos uma sinapse hebbiana como uma sinapse que usa um mecanismo dependente do tempo, altamente local e fortemente interativo para aumentar a eficiência sináptica como uma função da correlação entre as atividades pré-sináptica e pós-sináptica. A partir destas definições, podemos deduzir quatro mecanismos fundamentais que caracterizam uma sinapse hebbiana, segundo Brown, Kairiss e Keenan (1990):

- a) mecanismo dependente do tempo: este mecanismo se refere ao fato de que as modificações em uma sinapse hebbiana do tempo exato de ocorrências dos sinais pré-sinápticos e pós-sinápticos;
- b) mecanismo local: pela sua natureza, uma sinapse é um local de transmissão onde sinais portadores de informação estão em contiguidade espaço-temporal. Esta informação é utilizada em uma sinapse hebbiana para produzir uma modificação local que é específica para a entrada;
- c) mecanismo interativo: a ocorrência de uma modificação em uma sinapse hebbiana depende dos sinais em ambos os lados da sinapse. Isto é, uma forma de aprendizagem hebbiana depende da interação verdadeira entre o lado pré-sináptico e pós-sináptico, no sentido que não podemos fazer uma previsão com apenas uma dessas duas atividades;

- d) mecanismo conjuncional ou correlativo: uma interpretação do postulado de aprendizagem de hebb é que a condição para uma modificação da eficiência sináptica é a conjunção dos sinais pré-sináptico e pós-sináptico. De acordo com esta definição, a ocorrência em curto espaço de tempo dos sinais pré e pós-sinápticos é suficiente para produzir modificação nos pesos sinápticos.

Formulando a aprendizagem hebbiana em termos matemáticos, considere um peso sináptico w_{kj} do neurônio k com sinais pré-sináptico e pós-sináptico representados por x_j e y_k , respectivamente. O ajuste aplicado ao peso sináptico w_{kj} no espaço de tempo n é expresso na forma geral

$$\Delta w_{kj}(n) = F(y_k(n), x_j(n)) \quad (14)$$

Onde $F(y_k(n), x_j(n))$ é uma função tanto do sinal pré-sináptico como do sinal pós-sináptico. Os sinais $x_j(n)$ e $y_k(n)$ são frequentemente tratados como adimensionais. A fórmula da equação 13 acima admite muitas formas, sendo que todas são consideradas hebbianas.

2.5.9.5 Aprendizagem Competitiva

No modelo de aprendizagem competitiva existe uma chamada competição entre os neurônios para entrarem em atividade. No modelo de aprendizagem hebbiana podemos ter vários neurônios de saída ativos simultaneamente, já na aprendizagem competitiva apenas um único neurônio da camada de saída é ativado no instante de tempo n .

Para Rumelhart e Zisper (1985) existem três elementos básicos em uma regra de aprendizagem competitiva:

- a) um conjunto de neurônios que são todos iguais entre si, exceto por alguns pesos sinápticos distribuídos aleatoriamente, e por esse motivo respondem de forma diferente a um dado conjunto de estímulos;
- b) um limite imposto sobre a força de cada neurônio;

- c) um mecanismo que admite que exista competição entre os neurônios para se tornarem ativos a um dado subconjunto de entradas, de forma que somente um neurônio de saída, ou apenas um neurônio por grupo, esteja ligado em um determinado instante de tempo. O neurônio que vence a competição é denominado um neurônio vencedor leva tudo.

Os neurônios individuais da rede aprendem a se especializar em agrupamentos de padrões similares; fazendo isso eles se tornam detectores de características para classes diferentes de padrões de entrada.

Na forma mais simples de aprendizagem competitiva, a rede neural tem uma única camada de neurônios de saída, estando cada neurônio totalmente conectado aos nós de entrada. A rede pode incluir conexões de realimentação entre os neurônios como o indicado na figura 14. Na arquitetura mostrada na figura 14, as conexões de realimentação realizam inibição lateral, com cada neurônio tendendo a inibir o neurônio ao qual está lateralmente conectado. Por outro lado, as conexões sinápticas de alimentação acíclica na rede da figura 14 são todas excitadoras.

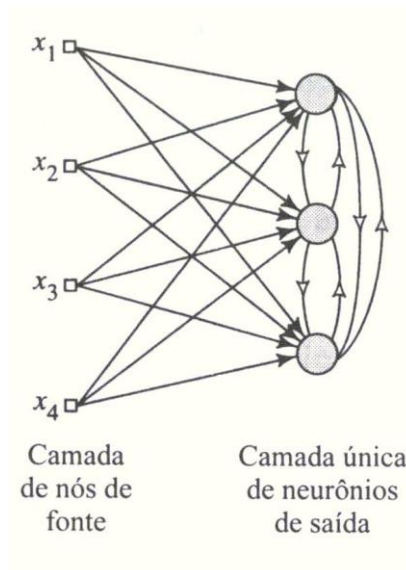


Figura 14 – Conexões de realimentação de inibição lateral
Fonte: Giles et al. (1992)

Para um determinado neurônio k ser o vencedor, seu campo local induzido v_k para um determinado estímulo de entrada deverá ser maior entre todos os neurônios da rede.

Um neurônio aprende ao deslocar pesos sinápticos de seus nós de entrada inativos para os seus nós ativos. Se um neurônio não responde a um estímulo em particular, então não ocorrerá aprendizado naquele neurônio. Quando um neurônio vence a competição, cada nó de entrada desse neurônio libera uma certa proporção de seu peso sináptico e este peso liberado será então distribuído de forma uniforme entre os nós de entrada ativos.

2.5.9.6 Aprendizagem de Boltzmann

De acordo com Ackley, Hinton e Sejnowski (1985), a regra de Aprendizagem de Boltzmann, assim chamada em homenagem a Ludwig Boltzmann, é um algoritmo de aprendizagem estocástico derivado de ideias enraizadas na mecânica estatística.

Uma rede neural baseada na regra de Boltzmann é chamada de Máquina de Boltzmann.

Em uma Máquina de Boltzmann, os neurônios constituem uma estrutura recorrente e operam de uma maneira binária, uma vez que, por exemplo, eles estão ou em um estado ligado representado por $+1$, ou em um estado desligado representado por -1 . A máquina é caracterizada por uma função de energia, E , cujo valor é determinado pelos estados particulares ocupados pelos neurônios individuais da máquina, como mostrado por

$$E = -\frac{1}{2} \sum_j \sum_{\substack{k \\ j \neq k}} w_{kj} x_k x_j \quad (15)$$

Onde x_j é o estado do neurônio j e w_{kj} é o peso sináptico conectando o neurônio j ao neurônio k . O fato de que j diferente k significa apenas que nenhum dos neurônios da máquina tem auto-realimentação. A máquina opera escolhendo um neurônio ao acaso em um determinado passo do processo de aprendizagem, trocando então o estado do neurônio.

Os neurônios de uma Máquina de Boltzmann se dividem em dois grupos funcionais: os visíveis e os ocultos. Os neurônios visíveis fornecem uma interface entre a rede e o ambiente em que ela opera, enquanto que os neurônios ocultos sempre operam livremente. Há dois modos de operação a serem considerados:

- a) condição presa, na qual os neurônios visíveis estão todos presos a estados específicos determinados pelo ambiente;
- b) condição de operação livre, condição na qual todos os neurônios, visíveis ou ocultos, operam livremente.

2.5.9.7 Aprendizagem com um Professor

O método chamado de aprendizagem com um professor, também conhecido como aprendizagem supervisionada, pode ser melhor entendido quando olhamos a figura 15, que nos mostra um diagrama de blocos ilustrativo sobre a técnica.

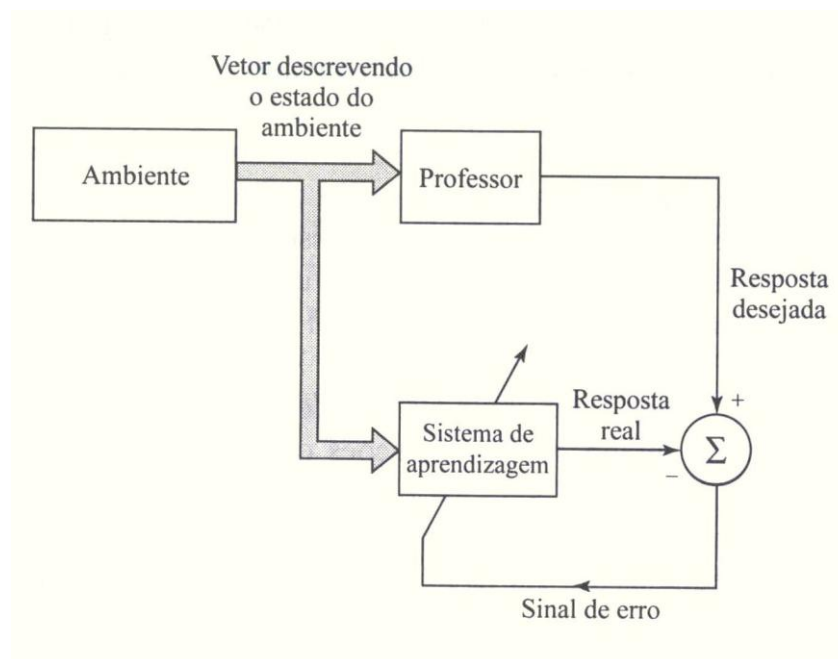


Figura 15 – Aprendizagem com um professor
Fonte: Haykin (2001)

Neste método podemos considerar o professor como tendo o conhecimento do ambiente, com este conhecimento sendo representado por um conjunto de exemplos de entrada-saída. Entretanto, este ambiente é desconhecido pela rede neural de interesse. Em virtude do seu conhecimento prévio sobre o ambiente, o professor pode oferecer a rede neural respostas a estímulos vindos do ambiente. Na verdade, a resposta desejada representa a ação ótima a ser realizada pela rede neural. Os parâmetros da rede são ajustados sob a influência combinada do vetor de treinamento (estímulo) e do sinal de erro. Sendo o sinal de erro definido como a diferença entre a resposta desejada e a resposta real da rede neural. Este ajuste é realizado passo a passo, iterativamente, com o objetivo de fazer a rede neural emular o professor. Desta forma, o conhecimento do ambiente disponível ao professor é transferido para a rede neural através de treinamento, da forma mais completa possível. Quando atingido este nível de aprendizado, podemos dispensar o professor e a rede pode passar a atuar inteiramente por si mesma.

A forma de aprendizagem supervisionada é também descrita como a aprendizagem por correção de erro. Ela é um sistema realimentado de laço fechado, mas o ambiente desconhecido não está no laço. Como uma medida de desempenho para o sistema, podemos definir o erro médio como uma superfície multidimensional de desempenho de erro, com os parâmetros livres do sistema como coordenadas. Esta superfície de erro é obtida pela média sobre todos os exemplos possíveis de entrada saída do sistema.

2.5.9.8 Aprendizagem sem um Professor

Na aprendizagem supervisionada, o processo de aprendizagem acontece sob a tutela de um professor. Entretanto, no método de aprendizado sem um professor, como o nome já nos diz, não existe um professor supervisionando o processo de aprendizagem. Isto significa que

não há exemplos rotulados da função a ser aprendida pela rede. Neste segundo paradigma, segundo Becker (1991), são identificadas duas subdivisões:

- a) aprendizagem por reforço: o aprendizado de um mapeamento de entrada-saída é realizado através interação contínua com o ambiente, visando a minimizar um índice escalar de desempenho. Um sinal de reforço primário recebido do ambiente é convertido em um sinal de reforço de melhor qualidade, sendo ambos entradas escalares. O sistema é projetado para aprender por reforço atrasado, o que implica em dizer que o sistema observa uma sequencia temporal de estímulos também recebidos do ambiente, que resultam na geração do sinal de reforço. Apesar das dificuldades do método, este possui atrativos no sentido que fornece a base para o sistema interagir com seu ambiente, desenvolvendo assim a habilidade de aprender a realizar uma tarefa pré-determinada;
- b) aprendizagem não-supervisionada: na aprendizagem não-supervisionada ou auto-organizada, não há um professor externo ou um crítico para supervisionar o processo de aprendizado, em vez disso, são dadas condições para realizar uma medida independente da tarefa da qualidade da representação que a rede deve aprender e os parâmetros livre da rede são otimizados em relação a esta medida. Uma vez que a rede tenha se ajustado as regularidades estatísticas dos dados de entrada, ela desenvolve a habilidade de formar representações internas para codificar as características da entrada e, desse modo, criar automaticamente novas classes.

Para realizarmos a aprendizagem não supervisionada podemos utilizar o método de aprendizagem não competitiva.

2.5.9.9 Principais Tarefas da Aprendizagem

Para escolhermos um algoritmo de aprendizagem em particular, devemos ter em mente a tarefa de aprendizagem que uma rede neural deve executar, neste contexto identificamos algumas tarefas de aprendizagem que se aplicam ao uso de redes neurais, que são:

- a) associação de padrões: a associação assume duas formas auto-associação e heteroassociação. Na auto-associação uma rede neural deve armazenar um conjunto de padrões (vetores), que são apresentados repetidamente a rede. Já na heteroassociação a rede neural deve armazenar um conjunto arbitrário de padrões associado a um outro conjunto arbitrário de padrões de saída. A auto-associação envolve o uso de aprendizagem não-supervisionada, na heteroassociação a aprendizagem é supervisionada. Existem duas fases envolvidas na operação de uma memória associativa:
 - a fase de armazenamento, que se refere ao treinamento da rede de acordo com o método selecionado;
 - a fase de recordação, que envolve a recuperação de um padrão memorizado em resposta a apresentação a rede de uma versão ruidosa ou distorcida de um padrão-chave;
- b) reconhecimento de padrões: o reconhecimento de padrões é definido como o processo pelo qual um padrão/sinal recebido é atribuído a uma classe dentre um numero pré-determinado de classes. Uma rede neural é capaz de fazer esse reconhecimento após passar por uma fase de treinamento, na qual são apresentados os sinais e suas respectivas classes.

3 SISTEMA TRATAMENTO TÉRMICO THERMEX

Como base neste estudo, temos o sistema Thermex, pois este é o sistema de tratamento térmico utilizado na Gerdau Riograndense, onde foram coletados dados referentes à construção e onde também foram feitas as análises metalográficas de vergalhões.

Através do presente sistema instalado, tivemos a oportunidade de estudar e sugerir melhorias com relação ao sistema de controle, para termos um sistema realmente confiável, garantindo assim a qualidade do material produzido.

3.1 ESTRUTURA DO SISTEMA DE RESFRIAMENTO THERMEX

O sistema de tratamento térmico Thermex, tem como princípio de funcionamento o resfriamento controlado de barras em processo de laminação a quente através da utilização de água, para a realização da têmpera superficial do material.

Conforme o trabalho de mestrado de Cláudio Henrique Macedo Alves Filho (2004), em engenharia mecânica da PUC-PR, segue a descrição construtiva e operacional do sistema.

3.1.1 Sistema existente e operação

No sistema Thermex são utilizados tubos, também denominados canhões, onde a água troca calor com as barras, tendo seu fluxo no mesmo sentido de laminação. Este sistema de troca térmica garante, por sua vez, que a barra tenha um resfriamento homogêneo em sua superfície, para garantir suas propriedades mecânicas ao final do processo.

A figura 16 mostra uma representação esquemática do funcionamento do canhão, com as indicações de entrada e saída da barra, passando pelas regiões de entrada, intermediária e saída da água.

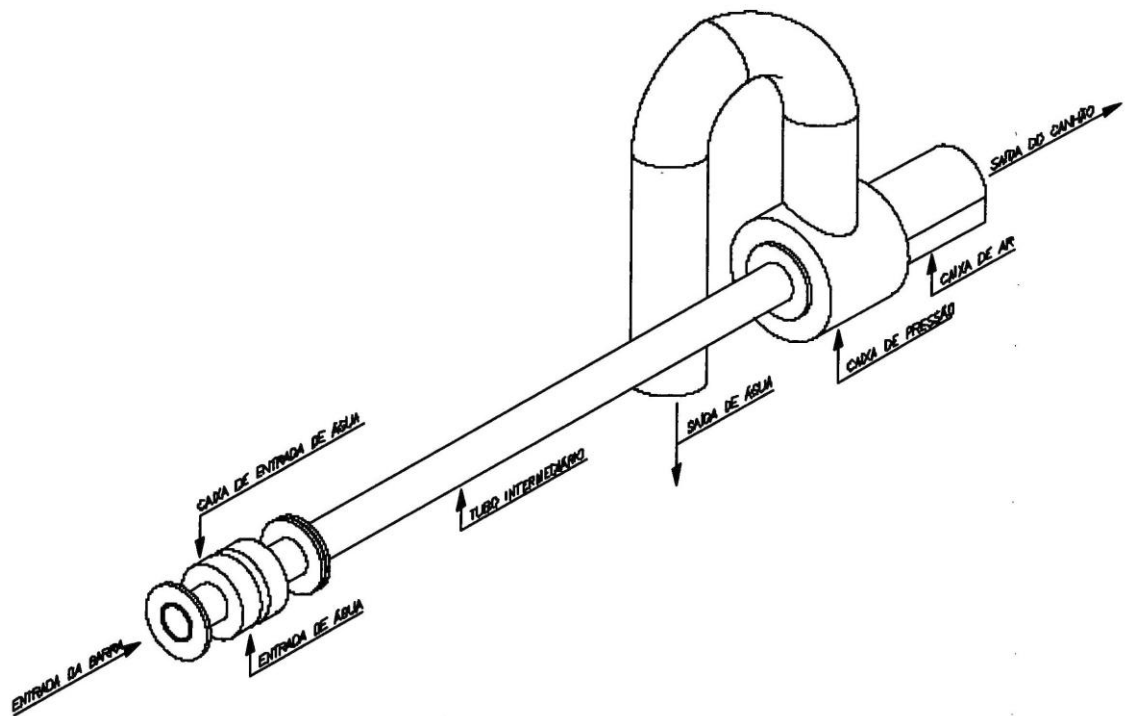


Figura 16 – Representação esquemática do canhão

Fonte: Alves Filho (2004)

Os canhões do Thermex apresentam comprimento fixo, de modo que suas especificações de projeto se restringem aos seus limites construtivos.

Os canhões do Thermex podem ser divididos em quatro grupos principais subconjuntos: caixa de entrada, tubos intermediários, caixa de ar e caixa de pressão.

A caixa de entrada é o subconjunto onde ocorre a entrada da barra após o último passe de laminação. A figura 17 mostra um desenho em corte longitudinal da montagem deste subconjunto com detalhamento dos seus principais componentes.

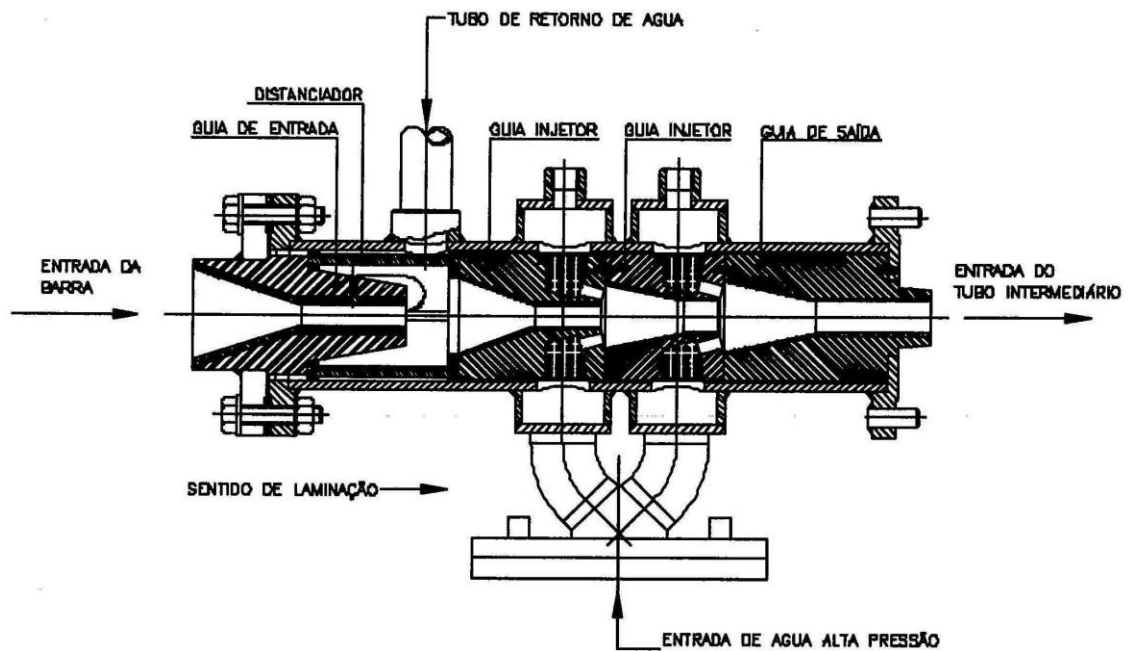


Figura 17 – Corte longitudinal da caixa de entrada de água do sistema Thermex

Fonte: Alves Filho (2004)

Após a passagem pela caixa de entrada, a barra destina-se, juntamente com a água injetada sob pressão, ao tudo intermediário. A Figura 18 representa o subconjunto mencionado.

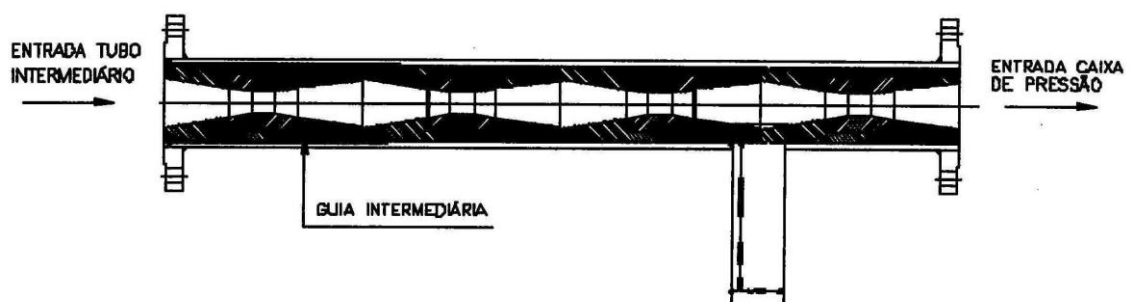


Figura 18 – Tubo intermediário do sistema Thermex

Fonte: Alves Filho (2004)

Neste local, ocorre efetivamente a troca térmica do sistema, onde a barra e a água são conduzidas no interior de guias injetoras que apresentam uma geometria característica. Estas guias, do mesmo modo que os bicos injetores, formam um fluxo turbulento no sistema que

possibilita o resfriamento homogêneo da barra durante sua trajetória, evitando que sejam formadas camadas de vapor entre a água e o material laminado.

Posterior ao tubo intermediário, encontra-se a caixa de pressão. Neste subconjunto, ocorre a separação da água de resfriamento e das barras. A figura 19 representa esquematicamente seus principais componentes.

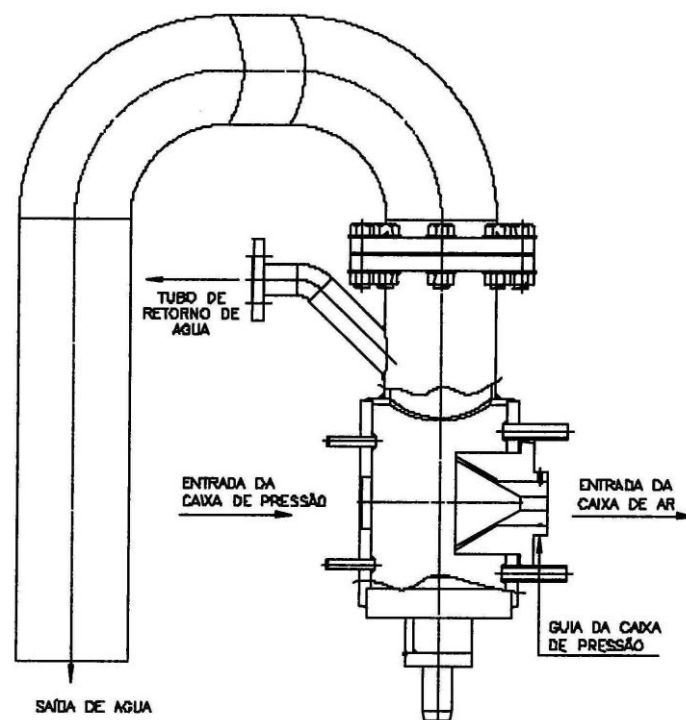


Figura 19 – Caixa de pressão- Sistema Thermex
Fonte: Alves Filho (2004)

A água ao chegar ao subconjunto, irá encontrar uma restrição de passagem na guia da caixa de pressão, fazendo com que a mesma se destine ao tubo de retorno de água. Este tubo está conectado na caixa de entrada, de acordo com a figura 20.

Isto favorece que a água, ao entrar nas guias injetoras, destine-se ao mesmo sentido de laminação, evitando que grandes quantidades sejam desviadas para fora do canhão em sentido à guia de entrada. Do mesmo modo, o tubo de retorno de água, também conhecido por tubo equalizador, apresenta a finalidade de criar um selo de água na pré-câmara, a fim de evitar a

entrada de ar na tubulação, permitindo uma completa transferência de calor para a barra e, conseqüentemente, evitando possíveis empenamentos na mesma.

Tendo em vista que a dimensão do tubo de retorno de água para a caixa de entrada apresenta um dimensionamento relativamente pequeno para suprir toda vazão proveniente das guias injetoras, existe um tubo de saída de água, o qual, após ultrapassar a pressão equivalente à altura de coluna de água para saída, destina o excesso de água para fora do sistema.

Após a passagem da barra pela caixa de pressão, a mesma destina-se ao subconjunto denominado caixa de ar. A figura 20 representa esquematicamente a sua montagem. Neste subconjunto, tem-se basicamente uma entrada de ar comprimido que, por sua vez, é responsável pela formação de uma cortina de ar que impede que a água, proveniente da caixa de pressão ainda remanescente, acompanhe a barra laminada após o canhão.

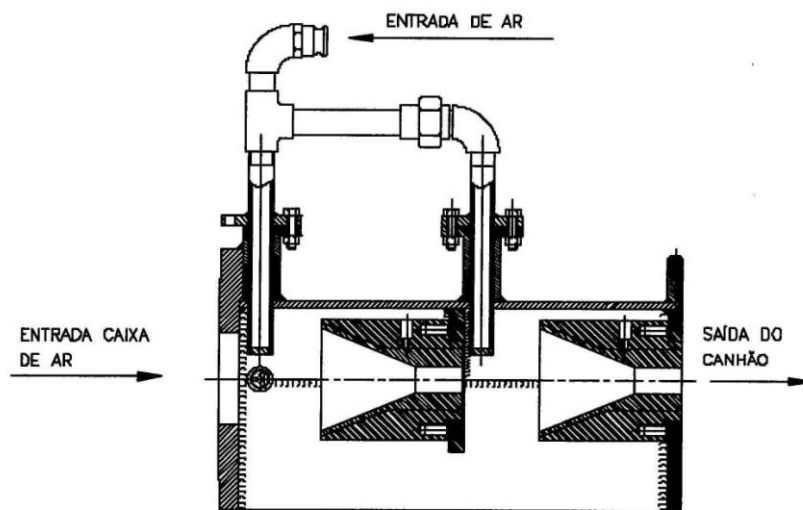


Figura 20 – Corte longitudinal da caixa de ar – Sistema Thermex
Fonte: Alves Filho (2004)

Através deste descritivo, percebemos que o sistema apresenta uma grande simplicidade construtiva e que seus resultados estão relacionados aos princípios físicos de troca de calor, associada a água que passa pelo interior dos canhões, conferindo ao material

um resfriamento homogêneo ao longo da barra e também evitando o contato excessivo do material com a água, que pode gerar um resfriamento demasiado.

Anteriormente, no presente trabalho, foi descrito, de forma rápida, o processo de resfriamento efetuado pelo Thermex, onde para realizar a têmpera superficial é usada água e depois, quando o material é destinado ao leito de resfriamento, este material passa pelo tratamento de auto-revenimento.

Atualmente, na Gerdau Riograndense, temos o sistema de tratamento térmico Thermex, localizado na área de conformação mecânica chamada laminação 2, após a tesoura T3.

O Thermex, atualmente, é constituído de sistema de controle de água único, com ausência de medições confiáveis dos parâmetros do processo e ausência de bloqueios, em caso de falha de alimentação de água. O sistema é constituído de três bombas de água Booster, sendo duas em operação e uma de reserva, um motor Weg, uma válvula Valtec, tendo a mesma torre de resfriamento utilizada pela área de conformação mecânica chamada laminação 1.

Na figura 21 observamos um resumo do processo geral. Primeiramente, a barra quente passa pelas gaiolas de laminação e, após atingir a forma do produto final desejado, é iniciado o processo de tratamento térmico.

No tratamento térmico, a barra passa pelo resfriamento, onde ocorre a mudança de fase da camada externa do material. Após o corte, a barra segue em direção ao leito de resfriamento, neste caminho ocorre a medição no pirômetro, onde o material está passando por mais transformações de fase. No leito de resfriamento ocorre a transformação do núcleo da barra.

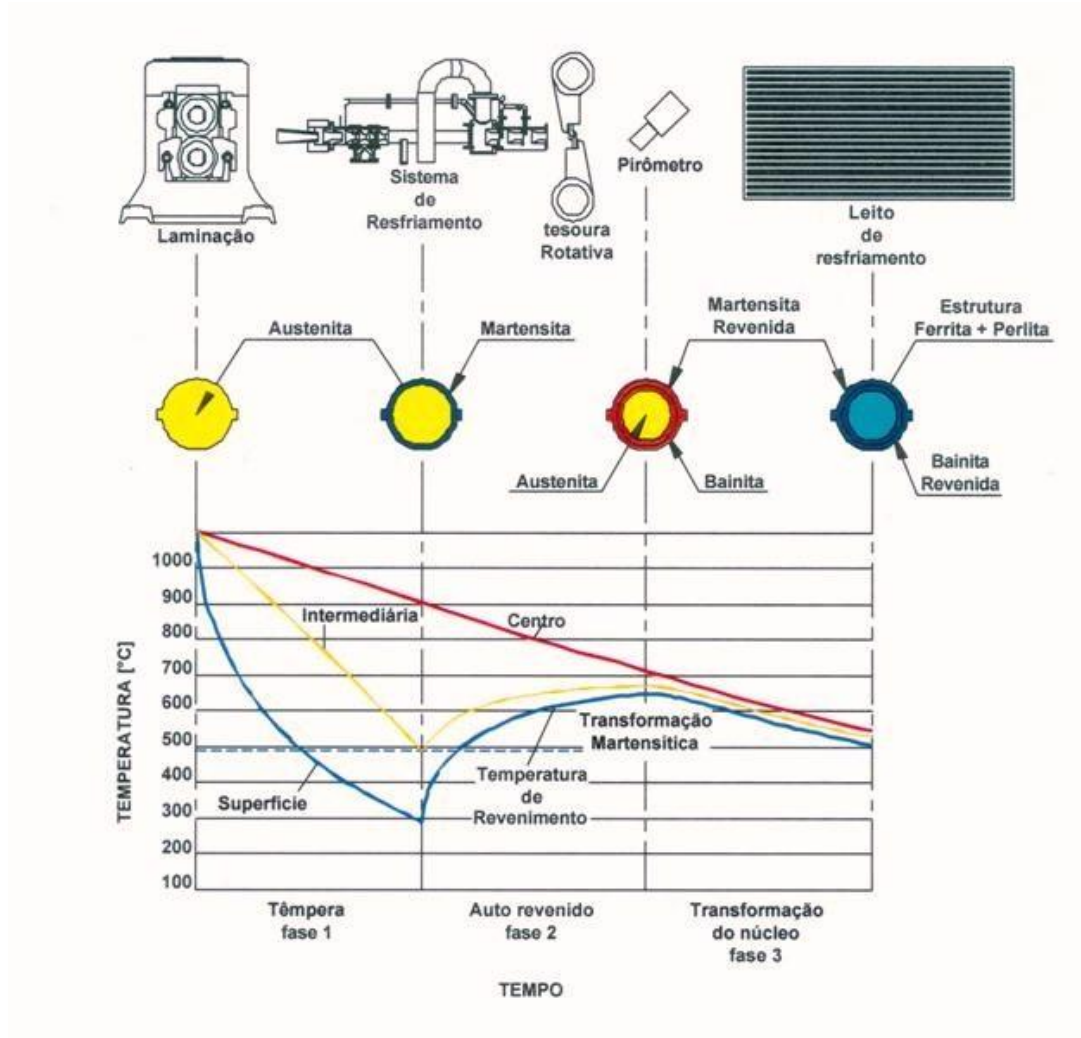


Figura 21 – Barra passando pelo tratamento térmico no sistema Thermex
 Fonte: Alves Filho (2004)

4 SISTEMA DE CONTROLE

Neste capítulo é abordado o princípio de funcionamento do sistema de controle proposto para o sistema de tratamento térmico dos vergalhões da Gerdau Riograndense. Sendo que este sistema de controle necessita de uma série de reformas e modificações, passando por reformas de construção civil e chegando, por fim, na reforma dos canhões de tratamento térmico, juntamente com sua instrumentação.

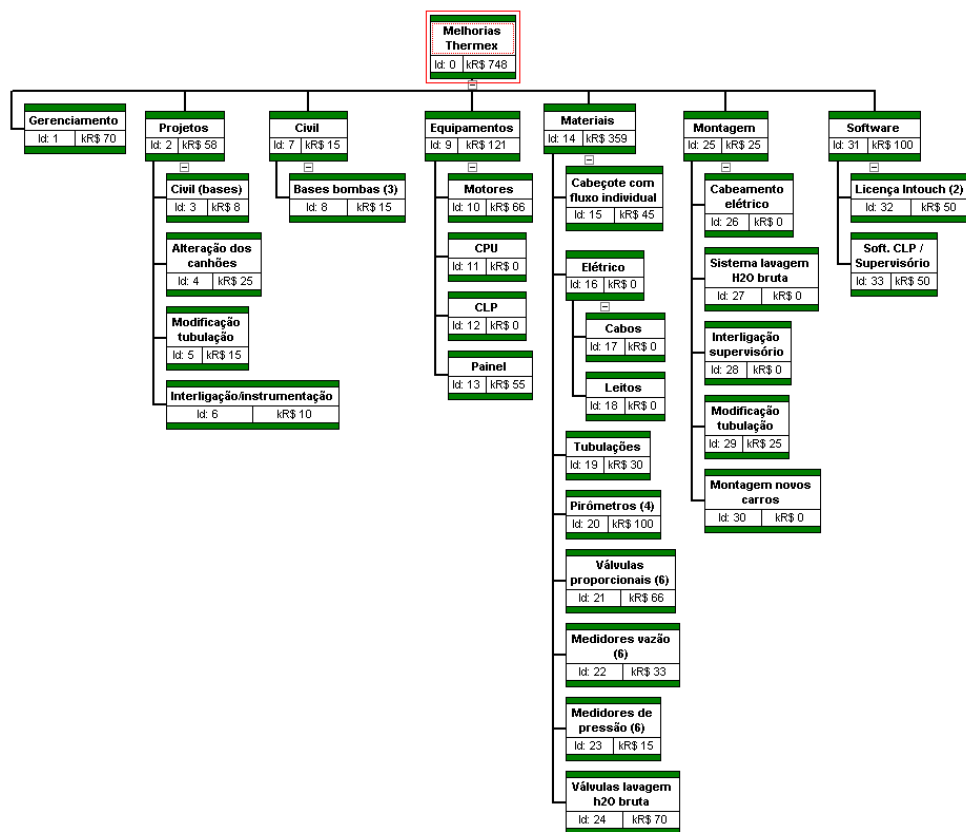


Figura 22 – Escopo do projeto de melhorias do sistema de tratamento térmico

Fonte: Gerdau Riograndense (2010b)

Este sistema de controle proposto servirá de base para o sistema de rede neural que será instalado assim que tudo estiver funcionando corretamente.

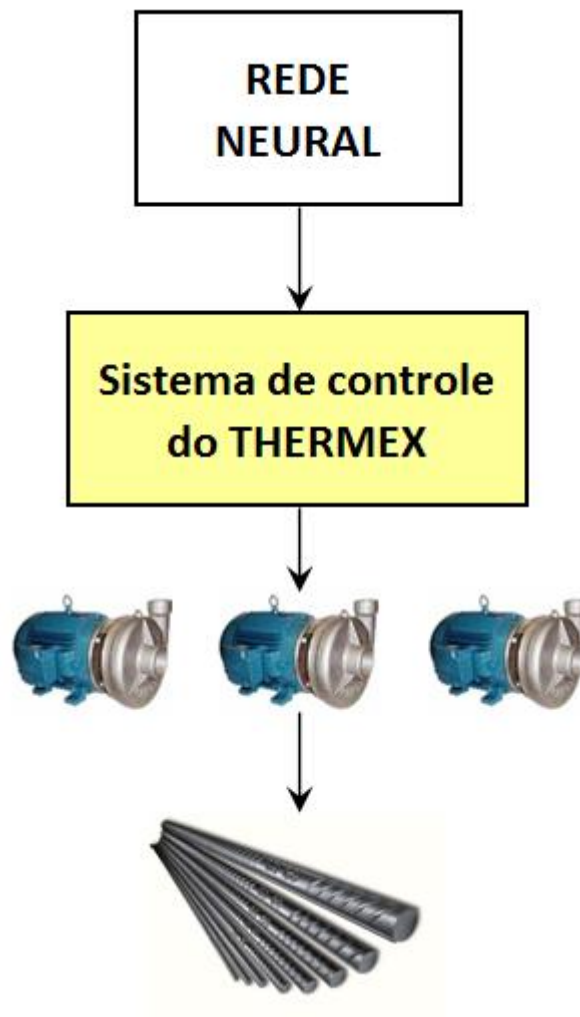


Figura 23 – Visão geral do projeto

Fonte: Elaborado pela autora

4.1 DESCRIÇÃO DO SISTEMA

A primeira grande mudança no projeto proposto, para que seja implementado um sistema de controle no tratamento térmico dos vergalhões da Gerdau Riograndense é a individualização dos veios, ou seja, a entrada de cada veio, que, atualmente, é única, será dividida de acordo com a bitola laminada.

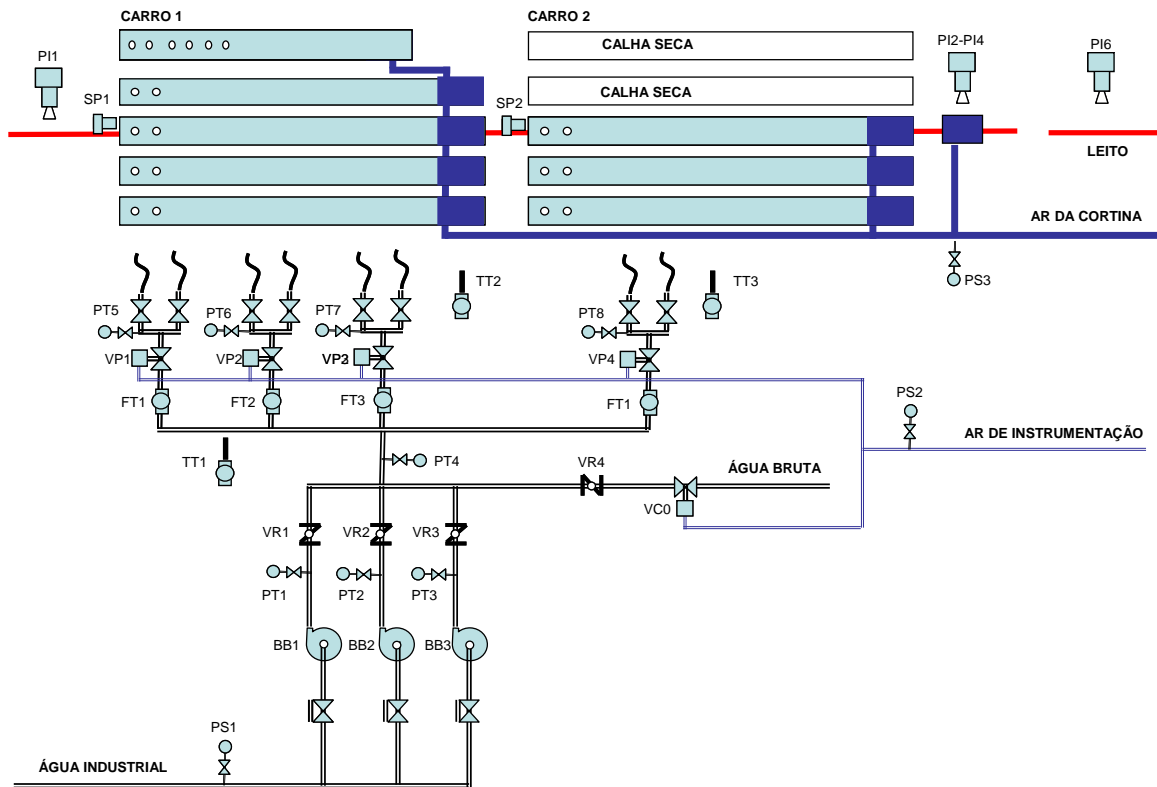


Figura 24 – Layout do novo sistema de tratamento térmico

Fonte: Gerdau Riograndense (2010c)

Esta modificação garante o controle efetivo por barra, assim garantindo confiabilidade ao sistema.

O sistema de controle proposto para o sistema de tratamento térmico Thermex constitui-se de uma malha de temperatura e uma malha de vazão e, futuramente, a opção de ter o sistema controlado por rede neural.

Neste sistema, temos a malha de temperatura constituída de um sistema P (proporcional). O sinal fornecido a esta malha vem dos pirômetros instalados no Thermex. A malha de temperatura apenas gera o sinal de *set point* para a malha de vazão, que composta por um sistema PI (proporcional-integral), sendo esta malha considerada a malha atuante do sistema, podendo atuar isolada, ou seja, a malha de vazão pode operar sem o *set point* gerado pela malha de temperatura.

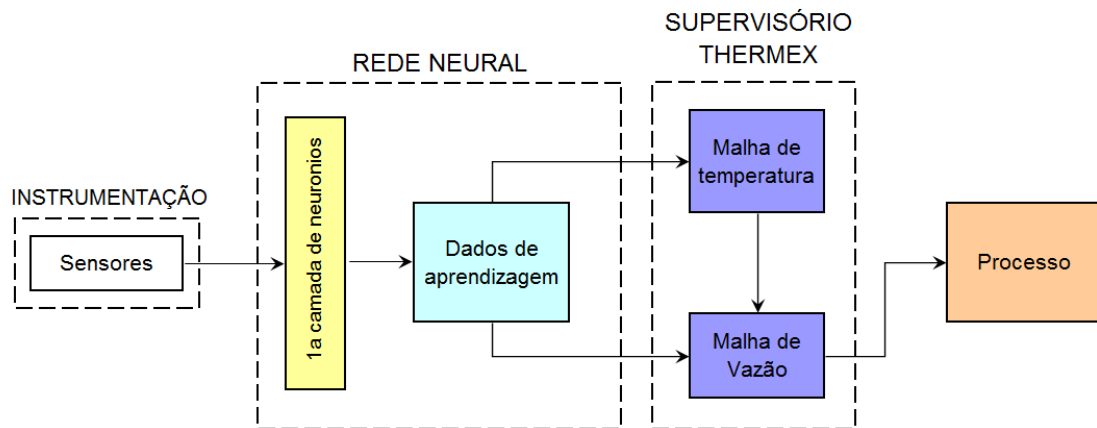


Figura 25 – Diagrama de fluxo de sinais do sistema de controle proposto

Fonte: Elaborada pela autora

4.1.1 Malha de Temperatura

Ao decorrer do sistema de tratamento térmico serão instalados diversos pirômetros de radiação, que constantemente enviarão sinal ao CLP (Controlador Lógico Programável ou Controlador Programável) do Thermex.

Primeiramente, devemos monitorar a temperatura da barra ao sair do forno, este monitoramento é feito através de um pirômetro de radiação posicionado na saída do forno, enviando sinal ao CLP do laminador.

Dependendo do ritmo produção do forno e do ritmo de laminação, definido conforme a receita escolhida, ou seja, dependendo do produto final desejado, uma barra pode demorar mais ou menos tempo para ser laminada.

Medimos a temperatura também no terceiro passe da gaiola trio, gaiola de desbaste. No caso dos vergalhões existem cinco passes de laminação, mas efetuamos a medida na temperatura no momento que a barra passa pelo terceiro passe de laminação.

Após sair da gaiola trio, temos o material sendo laminado pelas gaiolas de laminação D6 e D7, que compõem a área chamada desbaste.

Após o desbaste, temos o trem intermediário ou trem médio.

Após passar pelo trem médio, a barra chega ao trem acabador.

No trem acabador temos a medida de temperatura efetuada na gaiola de laminação denominada A4, esta medida também é realizada por um pirômetro de radiação, sendo considerado um dos principais do sistema, nessa gaiola a temperatura chega em torno de aproximadamente 1045°C.

Conforme mencionado anteriormente, dependendo do ritmo de produção e, também, da ocorrência de possíveis falhas na configuração do sistema de laminação, a barra pode vir a demorar mais tempo para ser laminada, assim fazendo com que o material perca calor. Sendo assim, o processo de laminação é mais demorado, portanto, o material chega ao tratamento térmico com uma temperatura abaixo do esperado.

Para o controle proposto na área do Thermex, utilizaremos apenas os sinais dos pirômetros PI1, PI2, PI3 e PI4.

Devido às interferências existentes nas medições dos pirômetros na saída do resfriamento (vapor, alterações na temperatura ambiente etc), o sistema deverá prever uma filtragem digital usando média e janela móvel durante a presença de cada barra individual e média das médias das barras individuais considerando todas as barras de um tarugo. O erro destas médias, considerando todas as barras de um tarugo, deve ser usado para corrigir o *set point* de temperatura da receita de um tarugo para outro.

Os sinais ao longo do laminador são monitorados pelo sistema de controle do laminador, não interferindo diretamente na atuação do sistema do Thermex, no presente momento. Mas, lembramos que estes sinais são de extrema importância para o futuro sistema de rede neural.

A malha de temperatura não pode controlar sozinha o processo, pois esta malha não atua no controle das válvulas que condicionam o acionamento das bombas Booster que

injetam a água no sistema, portanto, esta malha serve apenas para gerar o *set point* para a malha de vazão, que vem a ser a malha que atua no sistema.

4.1.2 Malha de Vazão

A malha de vazão é considerada a malha responsável por atuar no sistema. Esta malha pode atuar sozinha (sistema em malha fechada) ou recebendo o *set point* da malha de temperatura (malhas em cascata).

Nesta malha podemos setar um valor conhecido para a vazão, que nos dá uma vazão capaz de efetuar o tratamento esperado. Para esta malha teremos a medição real da vazão medida pelos transmissores de fluxo FT1, FT2, FT3 e FT4, respeitando as válvulas selecionadas na receita. No projeto proposto, onde temos cada veio sendo monitorado de forma independente, temos os quatro medidores de vazão, três pressostatos e oito transmissores de pressão.

Esses medidores realizarão o monitoramento do sistema, alarmando possíveis falhas e também enviando sinais ao CLP para termos em tela os principais parâmetros do Thermex, com relação à pressão e vazão nas tubulações.

Atualmente é setado um valor determinado para a vazão e este valor se mantém aproximadamente constante no decorrer da corrida de laminação.

No sistema proposto, partiremos a operação com um valor setado de *set point*, este valor permanece congelado no sistema, por razões que serão explicadas posteriormente. Ao operarmos com este valor setado, estaremos realizando *on-line* medições das vazões reais do sistema e da vazão setada. Com estas medições, o sistema deverá calcular a diferença entre a média da vazão real medida e o *set point*, adicionando ou subtraindo este valor de erro ao valor original do *set point* para corrigi-lo.

Dessa forma, atingiremos um ponto ótimo de operação por bitola.

Ao setarmos no sistema o *set point*, como citado anteriormente, manteremos este valor fixo. Faremos isso porque, como a velocidade da barra é muito alta no processo de laminação, em torno de 9 m/s, e a atuação da válvula no controle da vazão é lenta, não temos condições de atuar *on-line* no sistema, poderemos apenas fazer correções posteriores a passagem da barra. Também, porque, para mantermos a estabilidade da barra no interior dos canhões de laminação, devemos ter uma determinada quantidade de água passando em seu interior, gerando uma pressão constante, senão pode haver flutuação da barra. A flutuação é um fenômeno que acontece quando se aumenta ou diminui a pressão da água dentro dos tubos e a barra que está sendo laminada, que neste momento passa dentro dos tubos de forma estável, passa a se movimentar dentro dos tubos de forma instável, ondulando dentro dos tubos de resfriamento. O fenômeno da flutuação também gera produto fora de conformidade, pois o material apresenta marcas.

4.2 ATUAÇÃO DO SISTEMA

O sistema poderá atuar de quatro formas distintas: manual; automático, por controle de temperatura; automático, por controle de vazão; e, automático rede neural.

Cada modo de atuação no sistema possui suas particularidades e serão explicados de forma detalhada.

Primeiramente, descreveremos a receita, pois a mesma já foi mencionada diversas vezes no trabalho e é um passo comum a todos os modos de operação do sistema. A receita é composta por uma série de campos que são definimos de acordo com o vergalhão produzido.

4.2.1 Receitas

4.2.1.1 Equipamentos

Na receita podemos selecionar todos os instrumentos de medição e os equipamentos desejados para o funcionamento do sistema.

4.2.1.1.1 Bombas

Podemos operar com uma ou duas bombas. Como o sistema possui três bombas Booster, quando trabalhamos com duas bombas, a terceira é automaticamente a reserva, no caso de trabalharmos com uma bomba, em caso de queda de pressão de água na tubulação, entra a bomba com menos horas de funcionamento. Para um funcionamento adequado do sistema, em caso de queda de pressão de água na tubulação a bomba reserva parte e a bomba com defeito é retirada aos poucos do sistema, para que não haja uma variação muito significativa na pressão do sistema.

4.2.1.1.2 Carros

Dependendo da bitola de produto a ser produzida, teremos um ou dois carros na linha de laminação. Sendo um carro apenas, para bitolas de 8mm, 10mm e 12,5mm; teremos um sinal enviado dos sensores indutivos indicando o correto posicionamento do carro. No caso de estarmos laminando bitolas de 16mm, 20mm, 25mm e 32mm; estaremos utilizando os dois carros, carro um e carro dois, então teremos o sinal de alinhamento do carro um e alinhamento do carro dois.

4.2.1.1.3 Veios

Quando estamos laminando bitolas de 8mm, 10mm e 12,5mm; utilizando apenas o carro um, selecionamos o número de veios na receita. No caso das bitolas de 8 e 10 mm, utilizamos os três veios de laminação, então devemos resfriar os três veios individualmente, ou seja, controlamos a entrada de água nos três veios e medimos as mesmas separadamente. No caso da bitola de 12,5 mm utilizamos dois veios na laminação, portanto, utilizamos dois veios de resfriamento e monitoramos a passagem de água e a pressão em cada veio, individualmente. Quando laminamos as bitolas 16mm, 20mm, 25mm e 32mm utilizamos os dois carros, mas estamos utilizando apenas um veio de laminação, sendo assim utilizaremos apenas um veio de resfriamento, que será monitorado individualmente.

4.2.1.1.4 Válvulas

No caso das válvulas, para o carro um, que permite uma série de combinações de montagem, selecionamos as válvulas de acordo com a ligação feita no momento da partida do Thermex, lembrando que uma baixa vazão de água pode resultar em produto fora de conformidade. Já para o carro dois, utilizamos sempre a válvula VP4.

4.2.1.1.5 Pirômetros

Para os pirômetros utilizamos a mesma metodologia utilizada para as válvulas. Selecionamos o equipamento de acordo com o que estamos laminando, lembrando que cada pirômetro está focado em um único veio, sendo assim devemos selecionar o mesmo, de acordo com o veio que está sendo utilizado.

4.2.1.2 Processo

Dentro da receita também posso selecionar o processo desejado para produção.

4.2.1.2.1 Partida e parada com água bruta

Todas as receitas devem vir com água bruta selecionada para partida e parada do sistema, pois a água bruta serve para fazer uma limpeza na tubulação, já que a água para funcionamento do sistema possui sólidos em suspensão, que podem acabar obstruindo os canhões e causando mau funcionamento nas bombas. É recomendável que sempre exista essa limpeza. Mas, também, deve ser possível laminar, caso não ocorra a passagem de água bruta, por problemas na válvula VC0 ou outras falhas, nesse caso deve haver a liberação do supervisor.

4.2.1.3 Tempos

Nos campos tempos da receita, podemos determinar os tempos que desejamos para alguns parâmetros do processo.

4.2.1.3.1 Tempo circulação água bruta entrada

Neste campo escolhemos o tempo desejado de circulação de água bruta no sistema antes do processo de tratamento térmico. Sendo recomendável aproximadamente cinco minutos.

4.2.1.3.2 Tempo circulação água bruta saída

Neste campo escolhemos o tempo desejado de circulação de água bruta no sistema após o processo de tratamento térmico. Sendo recomendável aproximadamente cinco minutos.

4.2.1.3.3 Tempo delay sinalizar bomba com defeito

Neste campo escolhemos o tempo desejado para que o sistema permaneça alarmando/sinalizando quando uma bomba apresenta defeito, até o momento que a bomba reserva entre em operação e a bomba defeituosa permaneça bloqueada.

4.2.1.3.4 Tempo delay desligamento presença de barra

Neste campo escolhemos o tempo desejado para que o sistema deixe de operar após a passagem da barra.

4.2.1.3.5 Tempo delay para novo tarugo

Neste campo determinamos, de acordo com o ritmo de produção do forno, o tempo de laminação de cada tarugo.

4.2.1.3.6 Tempo delay para alarmar defeito de válvula

Neste campo determinamos o tempo que o sistema deverá permanecer alarmando defeito de válvula. Este campo é muito importante, pois defeito de válvula resulta em queda na vazão e falha na alimentação de água do sistema.

4.2.1.3.7 Tempo janela móvel filtro pirômetro

Neste campo determinamos o que o sistema deverá utilizar para ajustar a janela móvel do pirômetro.

4.2.1.4 PID

Nesta área da receita selecionamos o modo de operação desejado, assim como os parâmetros do sistema de controle.

4.2.1.4.1 Modo de Controle

Neste campo é selecionado o modo de operação do sistema, podendo operar em modo vazão, temperatura e rede neural. Lembrando que na operação manual o sistema de controle não atua, pois toda operação é realizada manualmente pelo operador.

4.2.1.4.2 Parâmetros

Neste campo configuramos os parâmetros proporcionais e integrais do sistema de controle por veio, ou seja, teoricamente todos os veios deveriam ter as mesmas características, mas na prática podem ocorrer algumas diferenças, então cada veio terá seu parâmetro de controle ajustado e setado de forma isolada.

4.2.1.4.3 Set points

Neste campo determinamos os valores para cada *set point*, esta determinação também é feita por veio. Este campo é preenchido de acordo com o modo de operação escolhido.

4.2.1.4.4 Correção de SP

Neste campo atuamos de forma a corrigir os valores do *set point*, incrementando ou decrementando o valor.

4.2.1.5 Alarmes

Neste campo da receita definimos os valores das medidas de referencia do sistema de controle, para que sejam gerados os alarmes de forma correta.

4.2.1.5.1 Pressão normal de água de entrada

Neste parâmetro definimos a pressão esperada para água na entrada do sistema.

4.2.1.5.2 Mínima pressão água de entrada

Neste campo definimos o valor mínimo da pressão do sistema na entrada de água do processo, caso as medições desse parâmetro indiquem uma pressão inferior ao valor setado para o mesmo, ocorre um alarme, que fica registrado em um relatório geral do sistema.

4.2.1.5.3 Mínima pressão após a válvula proporcional

Neste campo determinamos a pressão mínima da água após a válvula proporcional.

4.2.1.5.4 Máxima pressão após a válvula proporcional

Neste campo determinamos a pressão máxima da água após a válvula proporcional.

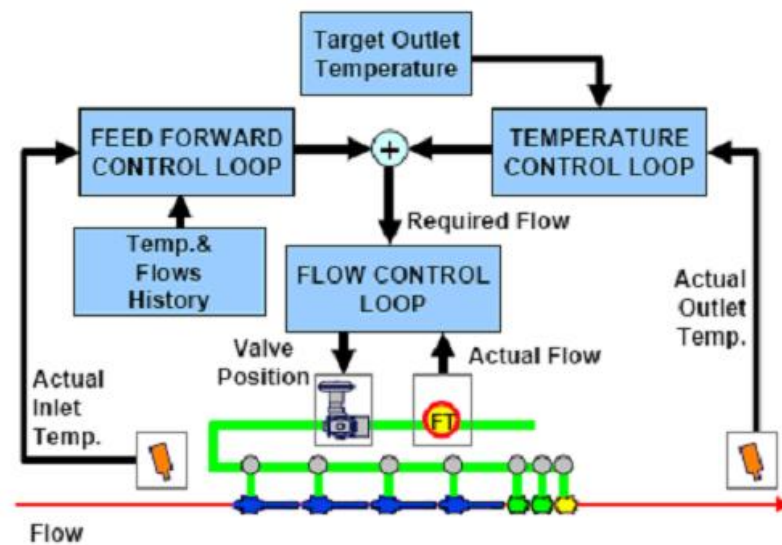


Figura 26 – Sistema de Controle composto por duas malhas
 Fonte: Gerdau Riograndense (2010b)

4.3 MODO DE OPERAÇÃO DO SISTEMA

4.3.1 Manual

O funcionamento do sistema em modo manual é praticamente como funcionamento atual do sistema.

Primeiramente, é definido o produto a ser laminado e, conseqüentemente, a receita utilizada, tanto no laminador quanto no Thermex, lembrando que os dois CLPs funcionam isoladamente e a receita descrita anteriormente se refere apenas ao sistema Thermex.

Ao selecionarmos a receita, devemos informar o modo de operação desejado, nesse caso a operação será realizada em manual.

No modo de controle manual, selecionado no supervisório, o sistema permite a partida de qualquer bomba Booster, sendo esta bomba definida pelo operador do *pult* central.

Existe um intervalo de tempo entre a partida das bombas, não sendo assim possível partir todas as bombas ao mesmo tempo. O operador define a abertura das válvulas proporcionais, de acordo com a vazão determinada pela receita.

Na operação manual, o sistema de controle praticamente não atua no sistema, quem controla como o Thermex está funcionando é o operador.

4.3.2 Automático

Quando selecionado no supervisório o modo de controle automático, o sistema estará apto a funcionar de três formas distintas.

O sistema poderá operar em automático-malha de temperatura, automático-malha de vazão e automático-rede neural.

Na figura 27, o fluxograma explica o funcionamento básico do sistema, isso tendo em vista que as principais alterações no modo de funcionamento do sistema encontram-se na receita, anteriormente explicada.

Explicaremos as principais diferenças de cada modo de funcionamento na operação geral do sistema detalhadamente após o fluxograma.

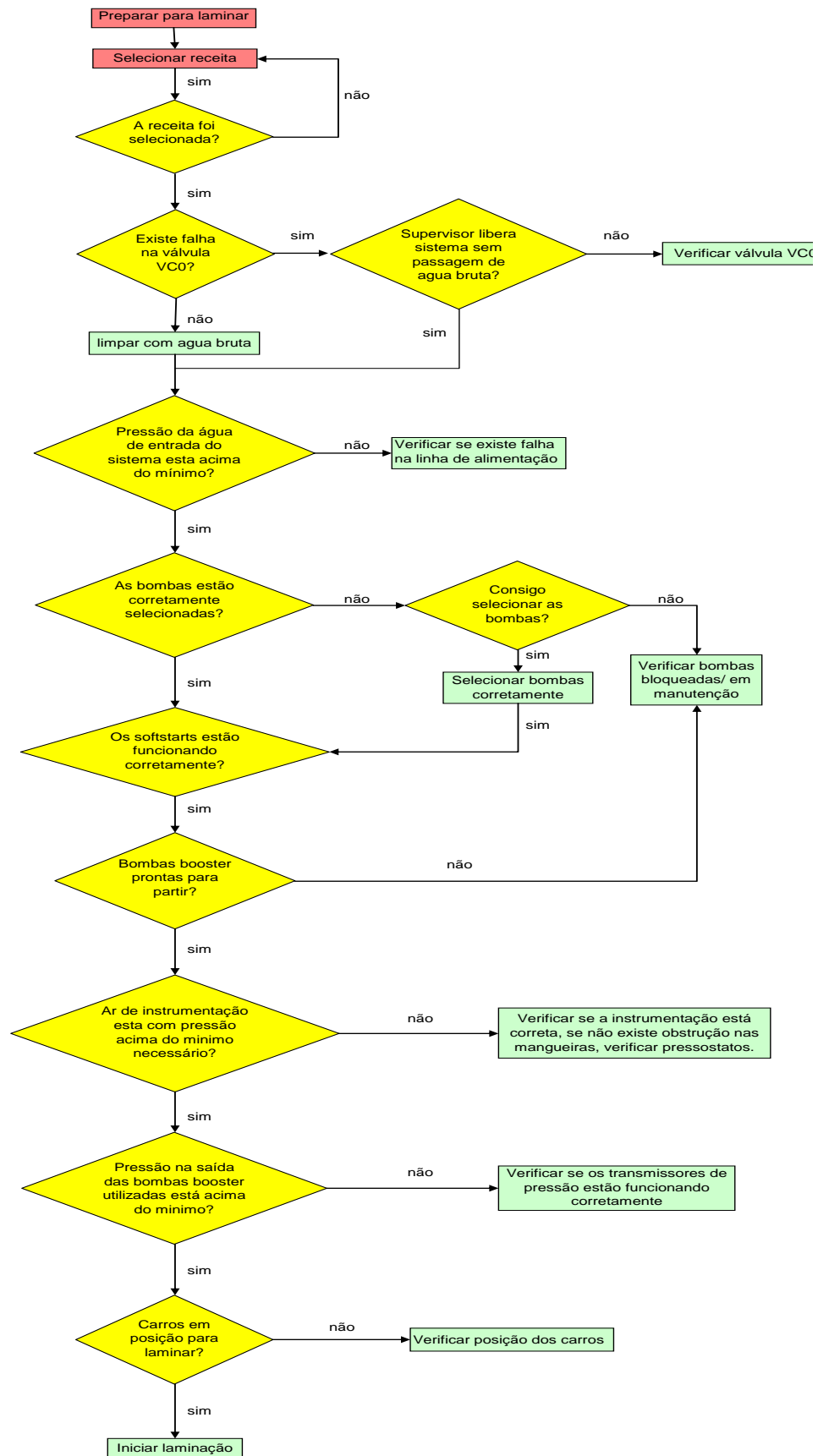


Figura 27 – Fluxograma de funcionamento básico do sistema de controle

Fonte: Elaborado pela autora

4.3.2.1 Automático – Malha de Temperatura

Nesse modo de operação, o sistema atua com duas malhas em cascata.

A malha de temperatura, com controle P, definindo o *set point* para a malha de vazão.

No modo de operação automático-malha de temperatura, ao selecionarmos a receita, devemos selecionar dentro da mesma a instrumentação que será utilizada no decorrer do processo.

Após, selecionada a instrumentação e setado *set point*, o sistema automaticamente faz a limpeza do sistema hidráulico (se isso for possível), fazendo uma passagem de água bruta para retirar sólidos que possam se depositar na tubulação, principalmente para não danificar as bombas. Neste momento, caso haja algo impedindo a circulação de água e o sistema não consiga desobstruir a tubulação, os medidores de vazão e pressão detectarão a falha e o sistema não estará apto a próxima etapa do processo de tratamento térmico. Depois da completa montagem do sistema, que depende do posicionamento dos carros, pois dependendo da bitola laminada, utilizam-se um ou dois carros de tubos/canhões de resfriamento, o sinal dos sensores de posicionamento liberam esta etapa, se o sistema estiver corretamente montado.

A partir deste momento, passa a circular no sistema água cinza, que é utilizada para o resfriamento do material.

O funcionamento do sistema de controle no modo automático-malha de temperatura, procede de acordo com o que foi explicado anteriormente.

4.3.2.2 Automático – Malha de vazão

Nesse modo de operação o sistema atua com apenas uma malha PI.

A malha de vazão gera o sinal de *set point* que atua sobre as válvulas proporcionais que condicionam as bombas Booster.

No modo de operação automático-malha de vazão, ao selecionarmos a receita, devemos selecionar dentro da mesma a instrumentação que será utilizada no decorrer do processo.

Após selecionada a instrumentação e setado *set point*, o sistema automaticamente faz a limpeza do sistema hidráulico (se isso for possível), fazendo uma passagem de água bruta para retirar sólidos que possam se depositar na tubulação, principalmente para não danificar as bombas. Neste momento, caso haja algo impedindo a circulação de água e o sistema não consiga desobstruir a tubulação, os medidores de vazão e pressão detectarão a falha e o sistema não estará apto a próxima etapa do processo de tratamento térmico. Depois da completa montagem do sistema, que depende do posicionamento dos carros, pois dependendo da bitola laminada utilizam-se um ou dois carros de tubos/ canhões de resfriamento, o sinal dos sensores de posicionamento liberam esta etapa, se o sistema estiver corretamente montado.

A partir deste momento, passa a circular no sistema água cinza, que é utilizada para o resfriamento do material.

O funcionamento do sistema de controle no modo automático-malha de vazão, procede de acordo com o que foi explicado anteriormente.

4.3.2.3 Automático – Rede Neural

No modo rede neural será a rede que fornecerá os *set points* de operação do sistema, tanto para a malha de temperatura, quanto para a malha de vazão.

A rede neural atuará como um sistema superior ao resto do sistema como mostra a figura 23, ou seja, através de um monitoramento geral do sistema será capaz de estimar a temperatura da barra após o tratamento térmico.

5 REDE NEURAL APLICADA AO PROJETO

Neste capítulo é abordado a escolha e a determinação da rede neural proposta para ser aplicada ao projeto. Esta escolha é baseada nos estudos realizados anteriormente sobre redes neurais. Toda estrutura proposta está baseada no sistema de controle que será instalado ano que vem (2011), que fazem parte do escopo do projeto de melhorias do Thermex.

5.1 PARÂMETROS DO PROCESSO DETERMINANTES PARA ESCOLHA DA REDE NEURAL APLICADA AO PROJETO

Para este projeto foi escolhido utilizar uma rede neural pelo número de variáveis que influenciam o processo.

Após a realização de estudos relacionados à estabilidade de sistemas de controle, chegamos a conclusão que a utilização de um sistema apenas baseado em malhas de controle, devido a complexibilidade desse sistema não seria possível, pois o sistema acabaria se tornando instável (teoria de controle). Isso também sem mencionarmos na capacidade de evolução de um sistema de redes neurais, que não é alcançado com um sistema de controle comum.

O processo no qual estamos atuando é um processo extremamente complexo, dependendo de muitas variáveis, que, muitas vezes, variam dentro de uma pequena faixa de valores, mas esta pequena variação já é suficiente para causar uma grande variação na faixa de valores de saída.

Além das variáveis de processo, analisam-se também as condições de operação e as variáveis externas (como a temperatura ambiente, a umidade relativa do ar etc.).

O processo depende de variáveis como as identificadas nos itens que seguem.

5.1.1 Tipo de Aço Enfornado

O aço utilizado para laminar vergalhões é o aço chamado 1025, esse tipo de aço possui as composições químicas necessárias para que o produto laminado apresente as especificações de acordo com a norma NBR nº 7480/07. Quando o aço enfornado possui sua composição química diferente, algumas propriedades físicas são alteradas, gerando assim modificações no produto final, fazendo com que talvez o produto não satisfaça as especificações requeridas por norma.

5.1.2 Temperatura na Trio

O aço, ao sair do forno, deve ter sua temperatura em torno de 1150°C, isso é medido através de uma fotocélula que existe na saída do forno. Mas, como o material realiza troca térmica com o meio, o material no momento da laminação na trio deve possuir uma temperatura em torno de 1045°C, para que, no decorrer do processo, a laminação proceda de forma correta.

5.1.3 Torque das Gaiolas

A análise do torque nas gaiolas de laminação também está relacionada com a temperatura da barra no momento que está sendo laminada, pois quanto menor a temperatura, maior será o esforço de laminação e, assim, consequentemente, o torque.

5.1.4 Temperatura na gaiola A4

A temperatura na gaiola A4 também é importante, pois é a última gaiola de laminação antes do sistema de tratamento térmico. Através da análise desta temperatura, podemos estimar a temperatura da barra na entrada do tratamento e, assim, sabemos se o material possui ainda as condições necessárias para passar pelo tratamento térmico de forma correta.

5.1.5 Velocidade da Barra

É necessário sabermos a velocidade da barra, pois, através de estudos realizados, sabemos que a velocidade da água para realizar um tratamento térmico efetivo, realizando uma troca térmica satisfatória, deve ser aproximadamente 10 m/s acima da velocidade da barra. Para atingirmos essa característica, dependemos da vazão e pressão da água.

5.1.6 Temperatura na entrada do Thermex

A medida da temperatura da barra na entrada do Thermex é importante, porque, através desta, podemos comparar com a temperatura medida imediatamente na saída do Thermex e, assim, sabemos o quanto de energia térmica foi retirada da barra no momento que entrou em contato com a água.

5.1.7 Vazão de Água

Essa é uma medida importantíssima. Primeiramente, sem analisarmos a pressão da água e esquecendo os outros fatores que influenciam no acontecimento da troca térmica ocorrente entre a barra e a água, a vazão é uma medida importante, pois garante a existência

de água, estando ou não com a velocidade necessária, pelo menos podemos garantir que tem água passando na tubulação. Claro que existe uma vazão mínima aceitável para que o tratamento térmico seja efetivo.

5.1.8 Pressão da Água

A pressão é uma medida importante para o processo, pois garante a estabilidade da barra no interior dos tubos de laminação. A pressão garante a sustentação da barra e é grande responsável para que não ocorra o fenômeno de ondulação da barra. A ondulação da barra também gera um produto não conforme. A pressão, juntamente com a vazão, garante a velocidade necessária a água.

5.1.9 Temperatura na Saída do Thermex

Este parâmetro nos informa o quanto de energia térmica foi retirada da barra no momento que a mesma entra em contato com a água. Através dessa medida, temos uma prévia se o tratamento térmico foi efetivo ou não, pois podemos ver o resfriamento na superfície do material.

5.1.10 Temperatura no Leito de Resfriamento

A temperatura de equalização da barra, ou seja, nos mostra a temperatura no momento que está sendo realizado o auto-revenido do material, temperatura de equalização do material. Esta temperatura nos mostra realmente a efetividade do tratamento térmico.

5.1.11 Temperatura Ambiente e Umidade Relativa do Ar

São variáveis menos importantes para o sistema, mas levamos em consideração, pois estamos analisando um sistema complexo, onde pequenas variáveis causam grandes modificações.

Após uma análise do número de variáveis importantes no processo, podemos ver que o sistema é composto de muitas particularidades, por isso não podemos apenas comprar um pacote pronto de sistema de controle. O sistema de controle do sistema de tratamento térmico deve levar em conta todas as particularidades de variáveis do sistema, por estas razões que um sistema de controle, baseado em malhas é escolhido para servir como base para um sistema mais robusto. Antes de instalarmos o sistema de controle de rede neural, devemos definir todas as características desta rede neural.

5.2 DEFINIÇÕES DO SISTEMA DE REDE NEURAL

Para a implementação correta do sistema de rede neural, devemos realizar uma análise prévia do processo que pretendemos controlar, para realizarmos o levantamento dos parâmetros da rede neural. Após definirmos as características do nosso sistema, passamos a fase de especificações das características da rede neural.

Para o caso estudado, existe uma análise sobre os fatores que influenciam o processo, mas a coleta destes dados ainda não foi realizada, pois o sistema atualmente existente não é o sistema no qual a rede neural irá atuar, pois haverá uma reforma e só depois dessa reforma e da estabilização deste sistema poderemos garantir estes fatores. Mas sabemos quais os fatores a medir e como iremos gerar a base de dados que usaremos posteriormente. Portanto, passamos a fase de definição das características da rede neural.

5.2.1 Definição da Função de Ativação

Após analisarmos o processo e realizarmos um levantamento de suas características, chegamos a conclusão que a função de ativação ideal para o sistema proposto é a função sigmóide. Esta função se mostra interessante pelas suas características de não linearidade e diferenciabilidade.

5.2.2 Definição da Estrutura

O sistema deverá ser realimentado, pois dependemos de medidas posteriores, já que precisamos gerar fatores de erro para correção dos *sets points* gerados pela rede, portanto precisamos da informação da saída do sistema sendo remetida a entrada, nos fornecendo assim um fator de correção para adequação do sistema.

5.2.3 Definição da Arquitetura da Rede Neural

Conforme mencionado anteriormente, o sistema de rede neural escolhido deve possuir a característica de realimentação. Então já sabemos que a nossa rede neural deve ser do tipo *recurrent*, mas ainda precisamos definir a rede com relação ao número de camadas.

Como o processo de laminação possui muitas variáveis, optamos por uma arquitetura de rede recorrente com múltiplas camadas, sendo que a primeira camada apenas recebe as medições realizadas pelos sensores e ao decorrer da rede existe o processamento das informações, que no final gera os *sets points* desejados.

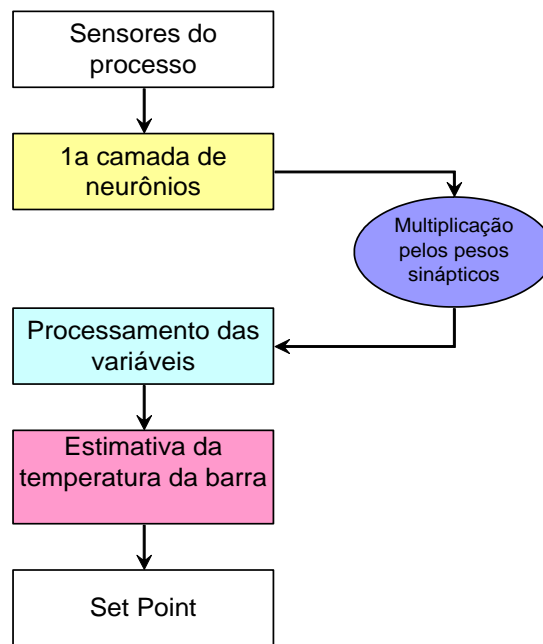


Figura 28 – Fluxo dos sinais do processo dentro do sistema de Rede Neural

Fonte: Elaborado pela autora

5.2.4 Definição do Processo de Aprendizagem

Para o sistema de rede neural que pretendemos instalar, verificamos que a aprendizagem supervisionada ou aprendizagem com um professor.

Nesse método, descrito anteriormente, o professor é representado por um conjunto de dados entrada-saída, que no nosso caso será composto por um banco de dados gerado no decorrer do processo de laminação.

Ao instalarmos o novo sistema de controle do Thermex, após a fase de adaptação e adequação do sistema, vamos gerar dois bancos de dados.

O primeiro banco de dados conterá as corridas que geraram um produto conforme, ou seja, com as características mecânicas dentro das especificações da norma NBR nº 7480/07. Neste banco de dados forneceremos um conjunto de dados de entrada do sistema, com a temperatura de saída da barra logo após o tratamento térmico, para que a rede possa gerar uma faixa de valores aceitáveis para a temperatura da barra após o tratamento térmico.

No segundo banco de dados apresentaremos dados de entrada do sistema correlacionados à temperatura da barra na saída do Thermex, mostrando um produto fora de conformidade, ou seja, com as suas especificações fora da norma NBR nº 7480/07.

Após realizarmos todas as definições, estamos aptos a instalar o sistema de rede neural para monitorar o sistema de tratamento térmico.

6 INSTRUMENTAÇÃO

Neste capítulo apresenta-se os principais instrumentos comprados para o projeto, esses instrumentos são responsáveis pela geração dos sinais do processo.

6.1 DEFINIÇÕES SOBRE A INSTRUMENTAÇÃO UTILIZADA NO PROJETO

Para instalarmos um sistema de controle eficaz, precisamos primeiramente realizar medições corretas dos parâmetros que possuem importância para o processo de laminação.

Para isso, necessitamos da instrumentação adequada e no momento que foi definida a reforma do sistema, foi definida a instrumentação que melhor atende os requisitos do projeto.

6.2 PIRÔMETROS DE RADIAÇÃO

Todos os corpos com temperatura superior a 0k (-273, 15°C) emitem energia. A energia emitida aumenta na medida em que a temperatura do objeto aumenta, ou seja, transferência de energia térmica por condução de calor ou por convecção.

O conhecimento desse fato permitiu ao homem construir instrumentos com os quais pudesse fazer medições de temperatura em situações em que o contato não é possível.

Assim, medindo a energia térmica emitida pelo corpo, é possível por meio de um processamento de sinal, conhecer a temperatura em que ele se encontra, particularmente se essa energia for infravermelha ou visível.

Os vários tipos de energia podem ser caracterizados pela frequência ou pelo comprimento de onda. Assim a zona do visível abrange os comprimentos de onda compreendidos em 0,4 micrometros e 0,7 micrometros, e os infravermelhos entre 0,7 micrometros e 20 micrometros.

Na prática, o pirômetro infravermelho comum usa a banda entre 0,5 micrometros e 20 micrometros.

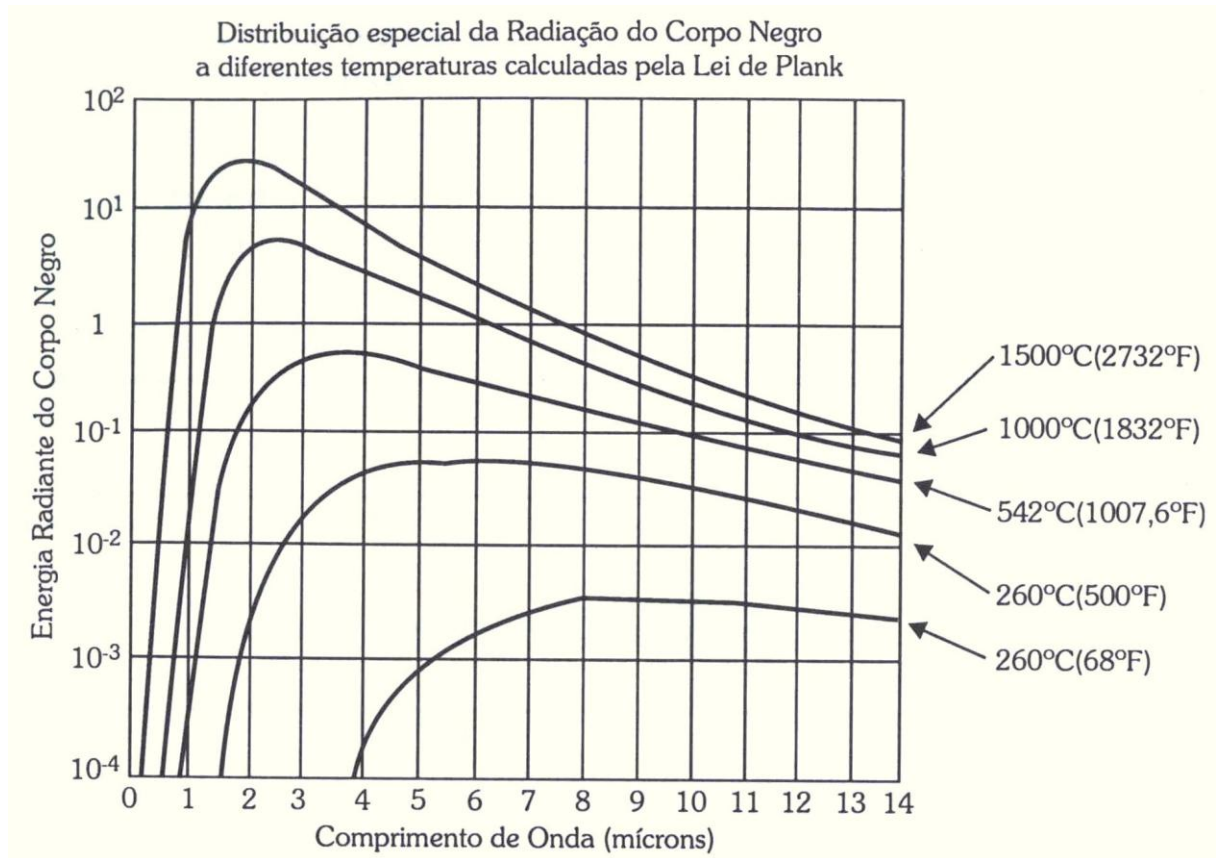


Figura 29 – Distribuição especial da radiação de corpo negro a diferentes temperaturas calculadas pela lei de Planck

Fonte: Fialho (2007)

Uma vez que esse ponto máximo se desloca para a esquerda do gráfico à medida que a temperatura aumenta, é necessário muito cuidado na seleção ótima do espectro a usar nas medições de temperatura.

Em 1879, Joel Stefan enunciou, a partir de resultados experimentais, a lei que relaciona a radiância térmica de um corpo com a sua temperatura. A radiância, a potência da radiação térmica emitida por unidade de área da superfície do corpo emissor. Outro cientista, em 1884, chegou às mesmas conclusões utilizando como ferramenta de análise a termodinâmica clássica.

Lembrando que um corpo negro absorve toda a energia nele radiada, não tendo, porém, capacidade de transmissão reflexiva, definiu-se então que sua emissividade é igual a 1. Para corpos reais, a emissividade está compreendida entre 0 e 1. Assim, a emissividade mede a capacidade de um corpo de emitir energia.

Embora o corpo negro seja uma idealização, existem certos corpos como a laca preta, praças ásperas de aço, placas de asbestos, com poder de absorção e emissão de radiação térmica tão alto que podem ser considerados idênticos ao corpo negro.

O corpo negro é considerado, portanto, um padrão com o qual são comparadas as emissões dos corpos reais.

Quando sobre um corpo qualquer ocorrer a incidência de radiação térmica, essa energia será dividida em três parcelas, a saber:

- a) energia absorvida E_a ;
- b) energia refletiva;
- c) energia transmitida.

As quais se relacionam da seguinte forma, gerando três coeficientes:

- a) coeficiente de absorção;
- b) coeficiente de reflexão;
- c) coeficiente de transmissão.

Na prática, as medições de temperatura devem ser feitas em ambientes em que a atmosfera seja transparente e ajustando a resposta espectral do sensor a uma banda de comprimentos de onda na qual o objeto seja opaco. Se, por exemplo, um objeto tiver emissividade = 0,7, então ele só está emitindo 70% da energia disponível e o pirômetro indicaria uma temperatura inferior a real. Por isso, os pirômetros estão equipados com um mecanismo que ajusta a amplificação do sinal do sensor de modo a corrigir essa perda de energia.

6.2.1 Estrutura Funcional

Os pirômetros de radiação operam essencialmente segundo Boltzmann. São os sistemas mais simples, pois neles a radiação é coletada por um arranjo óptico fixo e dirigida a um detector do tipo termopilha ou do tipo semiconductor nos mais modernos, que gera um sinal elétrico no caso da termopilha ou altera o sinal elétrico no caso do semiconductor.

Existem vários tipos de pirômetros de radiação, que podem ser englobados em duas classes, a saber:

- a) pirômetros de banda larga;
- b) pirômetros de banda estreita.

Nos primeiros, usa-se uma relação exponencial entre a energia total de radiação emitida e a temperatura. Nos segundos, usa-se a variação da emissão de energia de radiação monocromática com a temperatura.

Dentro dos pirômetros de banda larga encontram-se os pirômetros de radiação total e de infravermelhos. Nesses aparelhos a radiação proveniente de um objeto é coletada pelo espelho esférico e focada num detector de banda larga D, que emite um sinal, o qual é uma função da temperatura. O valor de temperatura indicado é um valor médio da temperatura dos corpos que se encontram dentro do seu campo de visão, sendo uma característica importante a sua abertura.

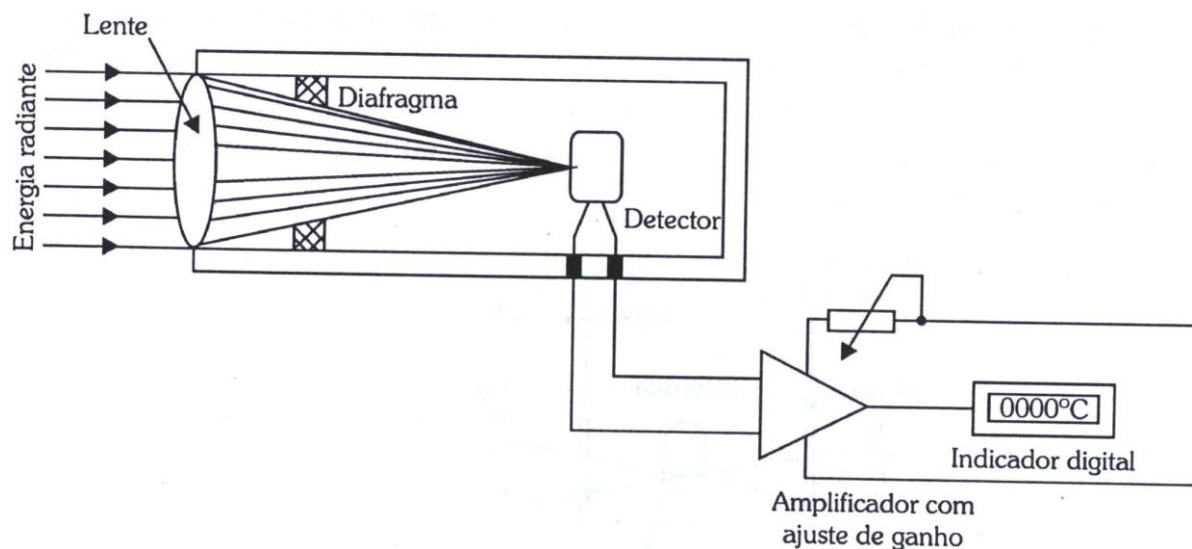


Figura 30 – Esquema de funcionamento dos pirômetros de banda estreita

Fonte: Fialho (2007)

O pirômetro de banda estreita clássico é o chamado pirômetro óptico. Ele se destina a temperaturas entre 700- 4000°C. A energia radiante emitida pelo corpo é focada por meio de uma objetiva sobre o filamento de uma lâmpada de incandescência, sendo a imagem do conjunto, depois de filtrada, observada por uma ocular.

O filtro de absorção destina-se a estender a utilização do pirômetro a temperaturas elevadas. O filtro vermelho efetua a análise espectral numa banda de frequências estreita da zona do visível, que é importante para o espectro de radiação correspondente a gama de medida do pirômetro. As imagens observadas pela ocular contêm o filamento e o objeto incandescente sobreposto.

Uma vez que não possuem mecanismo de varredura próprio, o deslocamento no campo de visão é realizado pelo usuário que o movimenta como um todo. Em geral, são portáteis, podendo, entretanto, ser fixos e montados dentro de um processo, como nos casos de aciarias, laminadores a quente ou processos de moldagem plástica contínuos, em que é feito o controle contínuo da temperatura da matéria-prima durante seu processo de

transformação, nesse caso, sendo as leituras controladas por meio de centrais computadorizadas.

6.2.2 Considerações Finais sobre a Aplicação de Pirômetros na Indústria

Em resumo, os pirômetros de radiação devem ser usados industrialmente quando:

- a) as temperaturas estão acima da faixa de operação prática dos termopares;
- b) a atmosfera do processo for prejudicial aos pares termoeletrônicos, causando, assim, falsas medidas, bem como afetando sua vida útil de forma acentuada;
- c) há processos em que o objeto a ter a temperatura controlada está em constante movimento;
- d) os locais oferecem possibilidades de choques, vibrações e que por isso impossibilitam a montagem de termopares ou termorresistências.

É importante também, ao definir quanto à utilização de pirômetros, considerar os seguintes pontos:

- a) o material da fonte e sua emissividade;
- b) ângulos de visadas não superiores a 45°c;
- c) aplicações em um corpo não negro;
- d) velocidade do alvo;
- e) temperatura do alvo e temperatura de operação;
- f) condições do ambiente, temperatura e poeira.

6.3 MEDIDOR DE VAZÃO ELETROMAGNÉTICO

Para o projeto existente, optamos por medidores de vazão eletromagnéticos, pois os mesmos foram desenvolvidos para a medição de vazão de líquidos em tubulações fechadas, o

medidor eletromagnético não possui qualquer parte móvel e utiliza montagem por inserção, facilitando sua instalação em campo.

A medição da vazão é baseada no princípio de indução eletromagnética (Lei de Faraday), que mais especificamente, determina a velocidade de escoamento do fluído no interior do tubo. Conhecendo-se a secção transversal e a velocidade, a vazão é determinada por um circuito eletrônico microprocessado.

A instalação por inserção pode ser efetuada diretamente na tubulação através de uma luva ou por meio de acessórios como abraçadeiras ou tês, no nosso projeto será instalado diretamente na tubulação, sendo o material da conexão flanges em aço.

Este medidor de vazão apresenta saída analógica de 4-20 mA proporcional à vazão instantânea em todos os modelos, possibilitando sua ligação a outros dispositivos como CLPs, indicadores remotos, registradores de dados, entre outros.

Um dos modelos com sinal de saída em forma de trem de pulsos, pode ser conectado a indicadores remotos, onde é possível obter-se a totalização, saída relê para alarme ou controle, indicação digital ou analógica e entrada para dois sensores.

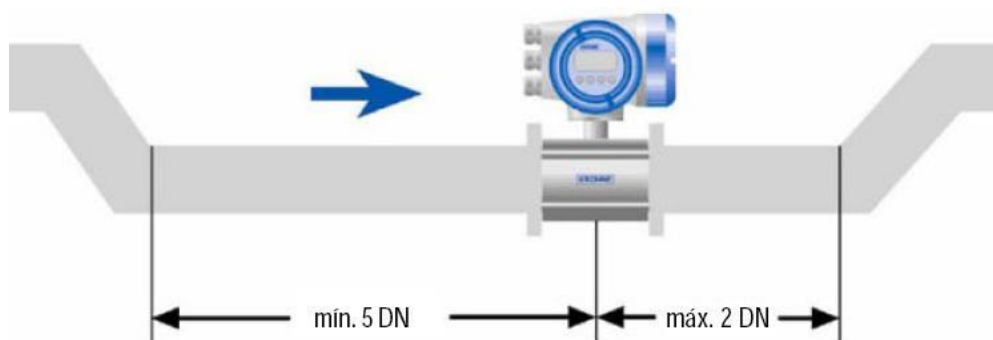


Figura 31 – Medidor de Vazão instalado na tubulação
Fonte: SMAR (2010)

Características:

- a) sem partes móveis;
- b) um único tamanho de sensor pode cobrir diferentes diâmetros;
- c) aplicáveis em tubulações de até 40”;
- d) saída 4-20 mA;
- e) modelo com indicador local e saída pulso;
- f) indicador remoto com totalização opcional.

Aplicações:

- a) macromedição;
- b) distribuição de água;
- c) água (tratada e bruta), efluentes, entre outros;
- d) líquidos com condutividade mínima de 5 mS/cm.

6.4 PRESSOSTATOS

Serão utilizados três pressostatos no projeto do Thermex, sendo um deles responsável pela medição da pressão e alarme da pressão mínima da água cinza, que é a água utilizada no processo.

O segundo será utilizado na tubulação de ar comprido para instrumentação. Este alarme é de extrema importância para o correto funcionamento do sistema, sendo este responsável por um dos intertravamentos do processo.

O terceiro será responsável pela medida e alarme de mínima pressão da cortina de ar. Esta cortina impede que água acompanhe as barras até o leito de resfriamento, para que não prejudique a qualidade do material laminado.

É um instrumento de medição de pressão utilizado como componente do sistema de proteção de equipamento ou processos industriais.

Sua função básica é de proteger a integridade de equipamentos contra sobrepressão ou subpressão aplicada aos mesmos durante o seu funcionamento. É constituído, em geral, por um sensor, um mecanismo de ajuste de *set point* e uma chave de duas posições (aberto ou fechado). Como mecanismo de ajuste de *set point* utiliza-se na maioria das aplicações uma mola com faixa de ajuste selecionada conforme pressão de trabalho e ajuste e em oposição à pressão aplicada. O mecanismo de mudança de estado mais utilizado é o micro interruptor, podendo ser utilizado também ampola de vidro com mercúrio fechando ou abrindo o contato que pode ser do tipo normal aberto ou normal fechado.

6.5 TRANSMISSORES DE PRESSÃO

As informações que seguem foram obtidas no *site* do fornecedor do equipamento³.

Os transmissores de pressão capacitivos são baseados em transdutores, onde a pressão aplicada a diafragmas sensores faz com que se tenha uma variação da capacitância entre os mesmos e um diafragma central, por exemplo. Esta variação de capacitância tipicamente é usada para variar a frequência de um oscilador ou usada como elemento em uma ponte de capacitores. Esta variação de capacitância pode ser usada para variar a frequência de um oscilador. Esta frequência pode ser medida diretamente pela CPU (*Central Processing Unit*) e convertida em Pressão. Neste caso, não existe conversão A/D, o que contribui na exatidão e eliminação de *drifts* embutidos nas conversões analógicas/digitais. Os sensores capacitivos possuem respostas lineares e praticamente insensíveis às variações de temperatura, sendo os mais indicados em instrumentação e controle de processos, já que possuem excelente *performance* em estabilidade, em temperatura e pressão estática. Algumas de suas vantagens:

- a) ideais para aplicações de baixa e alta pressão;

³ SMAR. Disponível em: <<http://www.smar.com/brasil2/artigostecnicos/>>. Acesso em: 21 nov. 2010.

- b) minimizam o Erro Total Provável (ETP) e, conseqüentemente, a variabilidade do processo;
- c) ideais para aplicações de vazão;
- d) por sua resposta linear, permite alta rangeabilidade com exatidão, mantendo o sinal totalmente digital desde o sensor até a aquisição e leitura pela CPU; permite infinitamente maior qualidade dos sinais, ficando livre de derivas térmicas e degradações associadas aos métodos analógicos. A medição digital, portanto, reduz o ETP.

O sensor capacitivo é composto por uma parte mecânica, que é a chamada célula capacitiva, e uma parte eletrônica, que é basicamente um circuito ressonante.

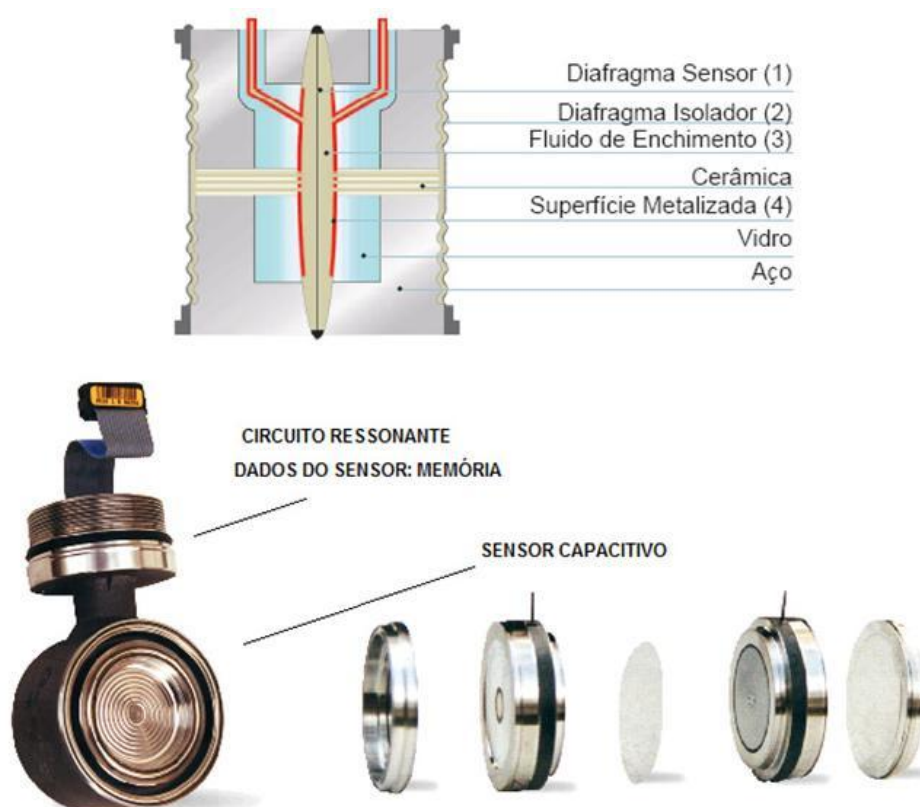


Figura 32 – Transmissor de pressão Smar
 Fonte: SMAR (2010)

Um esquema da célula capacitiva é mostrado na figura 32. No centro da célula está o diafragma sensor. Este diafragma flexiona-se em função da diferença de pressões aplicadas ao lado direito e esquerdo da célula.

Essas pressões são aplicadas diretamente aos diafragmas isoladores, os quais fornecem resistência contra corrosão provocada por fluidos de processos. A pressão é diretamente transmitida ao diafragma sensor através do fluido de enchimento, provocando a sua deflexão.

O diafragma sensor é um eletrodo móvel. As duas superfícies metalizadas são eletrodos fixos. A deflexão do diafragma sensor é percebida através da variação da capacitância entre os dois eletrodos fixos e o móvel.

Uma vez que o movimento do diafragma sensor é mínimo, a histerese é praticamente nula. O projeto do sensor garante a linearidade e repetibilidade, tornando o sensor altamente confiável em termos de leitura e exatidão.

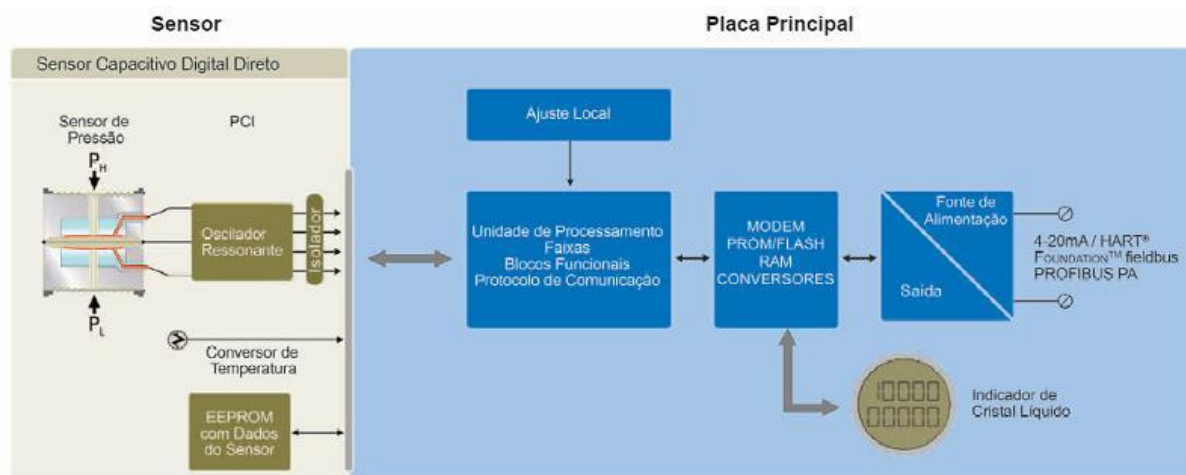


Figura 33 – Funcionamento do circuito de leitura do sinal do transmissor de pressão
Fonte: SMAR (2010)

Resumo das características técnicas: os transmissores de pressão atuarão para faixa de pressão variando de 0 a 40 Bar, sendo sua saída analógica variando de 4 a 20 mA.

6.6 SENSORES DE POSIÇÃO DOS CARROS

Os sensores de posição dos carros são sensores indutivos. Os sensores ou transdutores indutivos associam a variação de uma grandeza não elétrica a uma alteração da indutância ou coeficiente de auto-indução de uma bobina. Apesar de a indutância de uma bobina ser uma função da permeabilidade magnética do núcleo e da forma e dimensões físicas respectivas, é a primeira destas variáveis que geralmente se utiliza para detectar as variações nas grandezas a medir. A variação da indutância é uma consequência da variação do fluxo magnético total gerado pela corrente elétrica na bobina, seja devido à variação da posição do núcleo no interior, seja devido à variação da distância entre aquela e um objeto externo constituído por um material de elevada permeabilidade magnética.

Hoje em dia, existe uma relativa variedade de sensores indutivos, principalmente de deslocamento, de proximidade e de pressão, porque, diferentemente dos sensores constituídos de micro-interruptores ou sensores potenciométricos, sujeitos a desgaste e sensíveis a sujeiras e óleos, o sensor indutivo tem praticamente durabilidade ilimitada.

6.7 TRANSMISSORES DE TEMPERATURA

Serão instalados três transmissores de temperatura. Um transmissor será responsável pela medição da temperatura da água na entrada do Thermex e dois para a temperatura da água na saída do Thermex, sendo um para cada carro de laminação.

A medição da temperatura será realizada através de medidores Pt 100. Sendo o princípio de funcionamento baseado na utilização de resistências. Os métodos de utilização de resistências para medição de temperatura iniciaram-se ao redor de 1835, com Faraday, porém só houve condições de se elaborar as mesmas para utilização em processos industriais a partir de 1925.

Esses sensores adquiriram espaço nos processos industriais por condições de alta estabilidade mecânica e térmica, resistência à contaminação, baixo índice de desvio pelo envelhecimento e tempo de uso.

Devido a estas características, esse sensor é padrão internacional para medição de temperatura na faixa de -270°C , em seu modelo de laboratório.

Os bulbos de resistência são sensores que se baseiam no princípio de variação da resistência em função da temperatura. Os materiais mais utilizados para a fabricação destes tipos de sensores são a platina, cobre ou níquel, que são metais que apresentam características de:

- a) alta resistividade, permitindo assim uma melhor sensibilidade do sensor;
- b) ter alto coeficiente de variação de resistência com a temperatura;
- c) ter rigidez e ductilidade para ser transformado em fios finos.

6.7.1 Construção Física do Sensor

O bulbo de resistência se compõe de um filamento ou resistência de Pt, Cu ou Ni, com diversos revestimentos, de acordo com cada tipo e utilização.

As termoresistências de Ni e Cu têm sua isolamento normalmente em esmalte, seda, algodão ou fibra de vidro. Não existe necessidade de proteções mais resistentes à temperatura, pois, acima de 300°C , o níquel perde suas propriedades características de funcionamento como termoresistência e o cobre sofre problemas de oxidação em temperaturas acima de 310°C .

Os sensores de platina, devido às suas características, permitem um funcionamento até temperaturas mais elevadas, têm seu encapsulamento normalmente em cerâmica ou vidro. A este sensor são dispensados maiores cuidados de fabricação, pois, apesar da Pt não restringir o

limite de temperatura de utilização, quando a mesma é utilizada em temperaturas elevadas, existe o risco de contaminação dos fios.

Para utilização como termômetro padrão, os sensores de platina são completamente, espaçadores de mica. Esta montagem não tem problemas relativos à dilatação, porém é extremamente frágil.

Os medidores parcialmente apoiados têm seus fios introduzidos numa peça de alumina de alta pureza com fixador vítreo. É um meio termo entre resistência a vibração e dilatação térmica.

A versão completamente apoiada pode suportar vibrações muito mais fortes, porém sua faixa de utilização fica limitada a temperaturas mais baixas, devido a dilatação dos componentes.

6.7.2 Características da Termoresistência de Platina

As termoresistências Pt-100 são as mais utilizadas industrialmente, devido a sua grande estabilidade, larga faixa de utilização e alta precisão. Devido a alta estabilidade das termoresistências de platina, são utilizadas como padrão de temperatura na faixa de -270°C a 660°C . A estabilidade é um fator de grande importância na indústria, pois é a capacidade do sensor manter e reproduzir suas características (resistência - temperatura) dentro da faixa especificada de operação.

Outro fator importante num sensor Pt100 é a repetibilidade, que é a característica de confiabilidade da termoresistência. Repetibilidade deve ser medida com leitura de temperaturas consecutivas, verificando-se a variação encontrada quando de medição novamente na mesma temperatura.

O tempo de resposta é importante em aplicações onde a temperatura do meio em que se realiza a medição está sujeito a mudanças bruscas.

Considera-se constante de tempo como tempo necessário para o sensor reagir a uma mudança de temperatura e atingir 63,2% da variação da temperatura.

Pelas características apresentadas anteriormente, que o modelo de Pt 100 escolhido para a aplicação na Gerdau Riograndense será o modelo de Pt 100 de termoresistência de platina.

Na montagem tipo isolamento mineral, tem-se o sensor montado em um tubo metálico com uma extremidade fechada e preenchido todos os espaços com óxido de magnésio, permitindo uma boa troca térmica e protegendo o sensor de choques mecânicos. A ligação do bulbo é feita com fios de cobre, prata ou níquel isolados entre si, sendo a extremidade aberta, selada com resina epóxi, vedando o sensor do ambiente em que vai atuar.

Este tipo de montagem permite a redução do diâmetro e apresenta rápida velocidade de resposta.

Vantagens:

- a) possuem maior precisão dentro da faixa de utilização do que outros tipos de sensores;
- b) com ligação adequada não existe limitação para distância de operação;
- c) dispensa utilização de fiação especial para ligação;
- d) se adequadamente protegido, permite utilização em qualquer ambiente;
- e) têm boas características de reprodutibilidade;
- f) em alguns casos substitui o termopar com grande vantagem.

Desvantagens:

- a) são mais caras do que os sensores utilizados nessa mesma faixa;
- b) deterioram-se com mais facilidade, caso haja excesso na sua temperatura máxima de utilização;
- c) temperatura máxima de utilização 630°C;

- d) é necessário que todo o corpo do bulbo esteja com a temperatura equilibrada para indicar corretamente;
- e) alto tempo de resposta.

Conhecendo-se a secção transversal e a velocidade, a vazão é determinada por um circuito eletrônico microprocessado.

7 PARTICIPAÇÃO NO PROJETO

O projeto de consolidação da marca GG50 é um projeto existente em todo o grupo Gerdau. Para se alinhar ao grupo Gerdau, a Gerdau Riograndense precisa realizar uma série de melhorias no seu processo produtivo de vergalhões, para tanto iniciou o projeto de melhorias no Thermex.

Como este projeto já estava sendo desenvolvido quando comecei meu estágio e meu *coach* faz parte da equipe do projeto, fui inserida ao grupo.

Primeiramente, estudei a importância do tratamento térmico para conferir ao material as especificações técnicas requeridas pela norma NBR nº 7480/07, também entendendo o importante papel desempenhado por este elemento estrutural dentro da área de construção civil.

Recorri a diversas bibliografias a respeito do aço, para poder compreender o que cada mudança de fase representa na estrutura final do produto.

Após esta fase de aprendizagem sobre a indústria siderúrgica e a importância do tratamento térmico, passei a estudar sobre a importância de um sistema de controle eficaz para realizar este processo de tratamento térmico.

Como em outras unidades do grupo já existem trabalhos semelhantes, estudei as características do sistema de controle existente na Gerdau Riograndense e o que deveria ser implementado para que o mesmo pudesse atuar no sistema.

Fui até a área conhecer o sistema, verifiquei a instrumentação existente e utilizando os estudos realizados anteriormente, ligados a mudança de fase do aço, verifiquei os parâmetros que representam importância para o processo, sendo assim, os parâmetros que deveríamos medir para a implementação do sistema de controle, alinhando esses conhecimentos ao projeto que já estava em andamento.

Participei das reuniões, acompanhando os projetos de reforma hidráulica, do projeto elétrico e também do projeto de automação.

Como surgiu a ideia de implementarmos um sistema de rede neural no laminador, iniciei a fase de pesquisa sobre redes neurais e sua evolução dentro da área de sistemas de controle, assim pude definir o tipo de sistema de rede neural que será melhor para o processo existente. Como já havia estudado as características do sistema de tratamento térmico existente, ficou relativamente simples determinar as principais características do processo, mas ainda faltam muitos estudos em torno destes parâmetros, pois ainda não tenho conhecimento total sobre os fatores que afetam o tratamento térmico do material.

Também participei da elaboração do memorial descritivo do funcionamento do Thermex, que está servindo de base para o desenvolvimento do *software* de controle e do supervisor. Nesse memorial descritivo elaborado pelo meu *coach*, contem o funcionamento esperado para o sistema, assim como os modos de operação e o *hardware* comprado/projetado. A minha contribuição foi verificar com os responsáveis pela área de laminação todos os pontos importantes de funcionamento do sistema, checando se o que está escrito no descritivo corresponde ao funcionamento esperado do sistema, se o *hardware* estava totalmente correto e também procurando sanar as dúvidas que surgiram no momento que conversávamos sobre o sistema de controle.

Paralelamente a esta atividade, juntamente com os responsáveis pela implementação do projeto de implementação do sistema de rede neural, que fazem parte da área de engenharia da Gerdau Riograndense, dei início a elaboração do estudo técnico da rede neural. Este documento serve como base para apresentação e aprovação do investimento. No mesmo descrevemos o objetivo do investimento, uma descrição do funcionamento, a importância do investimento e o que será necessário para sua implantação. Para o estudo técnico ser apresentado à diretoria e ser aprovado, também é realizada uma análise do investimento e do

retorno financeiro. Nessa parte estou verificando tudo que precisaremos comprar para a implementação da rede neural, pois grande parte da instrumentação já foi comprada para o projeto de melhorias do Thermex (projeto base para a rede neural) e, também, estou estudando uma forma de como mensurar este retorno, tendo em vista que o projeto está ligado à área de qualidade, fica difícil mensurar financeiramente o seu retorno.

Atualmente estou participando das reuniões com as empresas que foram procuradas para desenvolver o *software*. Nestas reuniões eu procuro saber um pouco mais da empresa, com quem já realizou trabalhos e com que tipo de *softwares* está acostumada a trabalhar, os supervisórios etc. Procuro explicar o funcionamento do sistema, os modos de operação do sistema de controle, os níveis de permissão do *software*, explico o funcionamento da área, mostro algumas plantas, situo a empresa sobre a instalação da instrumentação e sobre o andamento do projeto. Sempre realizo esse trabalho ressaltando os pontos mais importantes do projeto para a Gerdau.

8 CONCLUSÃO

O trabalho proposto, por ser um estudo técnico, não apresenta dados e resultados, mas, sim, um projeto a ser implementado em breve.

Como citado no decorrer do trabalho, o projeto de um sistema de controle baseado em rede neural foi implementado em outras unidades do grupo, mas este estudo tem como propósito levantar as características próprias do laminador da Gerdau Riograndense.

Para isso, primeiramente, é estudado no projeto as características que um sistema de controle deve apresentar, para ser a base do sistema baseado em rede neural.

Através do trabalho, tive a oportunidade de aplicar os conhecimentos adquiridos durante a universidade de diversas formas. Pude aplicar os conhecimentos técnicos durante a especificação e o levantamento das características técnicas da instrumentação ao longo do laminador, utilizando o aprendizado proveniente de diversas cadeiras.

Também tive a oportunidade de aprofundar conhecimentos em uma área que está em crescente evolução, a área de desenvolvimento de sistemas baseados em inteligência artificial. Nesta área, onde recorrendo a uma vasta bibliografia, aprendi sobre o funcionamento destes sistemas e a forma como podemos utilizá-los para que seja atingido um objetivo específico, que, no caso, é o sistema de controle e monitoramento de processo da Gerdau Riograndense.

Dentro do projeto na Gerdau, através destes conhecimentos e de pesquisas constantes, pude colaborar acrescentando ideias, levantando características e esclarecendo dúvidas, sempre que me foi possível.

Nesses meses de estudo, sobre a viabilidade da instalação de um sistema de controle, aprendi a conviver com diversos tipos de pessoas e a extrair informações sempre que necessário, pude desenvolver a habilidade de gerenciamento de informações e pessoas.

A conclusão deste trabalho me traz grande realização, no sentido que o mesmo me agrega valores e conhecimentos, não apenas relacionados ao âmbito da engenharia, mas também a nível pessoal.

Através deste trabalho fica comprovada a viabilidade da implantação do sistema de controle proposto, onde a maioria dos projetos serão postos em prática em janeiro de 2011 e o restante no decorrer do ano de 2011 e 2012.

REFERÊNCIAS

ACKLEY, D. H.; HINTON, G. E.; SEJNOWSKI, T. J. A Learning Algorithm for Boltzmann Machines. **Cognitive Science**, v. 9, p. 147-169, 1985.

ALSPECTOR, J. et al. Relaxation networks for large supervised learning problems. **Advances in Neural Information Processing Systems**, v. 3, p. 1015-1021, 1991.

ALVES FILHO, C. H. M. **Análise da Influência da taxa de resfriamento no gradiente microestrutural de barras laminadas a quente tratadas termicamente**. 2004. 133 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica, Pontifícia Universidade Católica do Paraná, PUCPR, Curitiba, PR, 2004. Disponível em: <http://www.biblioteca.pucpr.br/tede/tde_arquivos/11/TDE-2005-10-24T131353Z-220/Publico/Claudio%20HenriqueMec.pdf>. Acesso em: 07 jul. 2010.

ANDERSON, J.; ROSENFELD, E. **Neurocomputing Foundations of Research** Cambridge. Massachusetts: The MIT Press, 1988.

ASHBY, William Ross. **Design for a brain: the origin of adaptive behavior**. New York: Wiley, 1960.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. **NBR n° 7480/96** – Barras e fios de aço destinados a armaduras e para concreto armado. Brasília, DF, 1996.

BECKER, S. Unsupervised learning procedives for neural networks. **International Journal of neural systems**, v. 2, 1991.

BROWN, T. H.; KAIRISS, E. W.; KEENAN, C. L. Hebbian synapses: biophysical mechanisms and algorithms. **Annu Rev Neurosci.**, v. 13, p. 475-511, 1990.

CHANGEUX, J. P.; DANCHIN, A. Selective stabilisation of developing synapses as a mechanism for the specification of neuronal networks. **Nature**, v. 264, n. 5588, p. 705-12, 1976.

CHIAVERINI, V. **Aços e Ferros Fundidos**. 6. ed. São Paulo, SP: Associação Brasileira de Metais, 1988.

FIALHO, A. B. **Instrumentação industrial**: conceitos, aplicações e análises. 5. ed. São Paulo, SP: Érica, 2007.

FISHER, R. A. Theory of statistical estimation. **Proceedings of the Cambridge Philosophical Society**, v. 22, p. 700-725, 1925.

FLETCHER, A. J. **Thermal Stress and Strain Generation in Heat Treatment**. London: Elsevier Applied Science, 1989.

GERDAU RIOGRANDENSE. Departamento da Qualidade da Gerdau Riograndense. **Perfil de barra tratada termicamente**. Sapucaia do Sul, RS: Gerdau Riograndense, 2010a. (1 fotografia): color.; 19,79 x 21,62 cm.

GERDAU RIOGRANDENSE. **IA Melhorias do Thermex**. Sapucaia do Sul, RS: Gerdau Riograndense, 2010b.

GERDAU RIOGRANDENSE. **Memorial descritivo do Novo Sistema de Controle do Thermex**. Sapucaia do Sul, RS: Gerdau Riograndense, 2010c.

GILES, C. L. et al. Learning and Extracting Finite State Automata with Second-Order Recurrent Neural Networks. **Neural Computation**, v. 4, n. 3, p. 393-405, 1992.

HAYKIN, S. **Redes Neurais**: princípios e funcionamento. 2. ed. Porto Alegre, RS: Bookman, 2001.

HEBB, Donald O. **The organization of behavior**. New York: Wiley, 1949.

HOPFIELD, J. J. Neurons, Dynamics, and Computation. **Physics Today**, v. 47, p. 40-46, 1994.

McCULLOCH, W. S.; PITTS, W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. **Mathematical Biophysics**, v. 5, p. 115-133, 1943.

MEAD, C. A. **Analog VLSI and Neural Systems**. Reading, MA: Addison-Wesley, 1989.

NOVIKOV, I. **Teoria dos tratamentos térmicos dos metais**. Rio de Janeiro, RJ: UFRJ, 1994.

RUMELHART, D. E.; ZIPSER, D. Feature discovery by competitive learning. **Cognitive Science**, v. 9, p. 75-112, 1985.

SMAR. Disponível em: < <http://www.smar.com/brasil2/artigostecnicos/>>. Acesso em: 21 nov. 2010.

STENT, G. S. A physiological mechanism for Hebb's postulate of learning. **Proc Natl Acad Sci U S A**, v. 70, n. 4, p. 997-1001, 1973.